



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ
SETOR DE CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS
DEPARTAMENTO DE CONTABILIDADE
CONTABILIDADE E FINANÇAS

RAUL VALDERA JUNIOR

**ESTUDO COMPARATIVO DA PRECIFICAÇÃO DE AÇÕES DO SETOR DE
TECNOLOGIA NA BM&FBOVESPA CONFORME OS MODELOS AUTO
REGRESSIVO E MÉDIAS MÓVEIS**

CURITIBA/PR

2015

RAUL VALDERA JUNIOR

**ESTUDO COMPARATIVO DA PRECIFICAÇÃO DE AÇÕES DO SETOR DE
TECNOLOGIA NA BM&FBOVESPA CONFORME OS MODELOS AUTO
REGRESSIVO E MÉDIAS MÓVEIS**

Monografia é requisito parcial para conclusão do curso de Especialização em Contabilidade e Finanças do setor de Ciências Sociais Aplicadas, da Universidade Federal do Paraná.

Orientador: Prof^ª. Dr^ª. Ana Paula Mussi Szabo Cherobim

CURITIBA/PR

2015

“O essencial, com efeito, na educação, não é a doutrina ensinada, é o despertar.”

Ernest Renan

AGRADECIMENTOS

Gostaria, de início, agradecer primeiramente a Deus pela vida e oportunidade de concluir mais um trabalho.

Aos meus pais, Raul Valdera e Maria Claudete, pelo apoio desde muito antes do início da minha vida acadêmica, além de toda dedicação e compreensão que recebi, nem sempre a merecendo.

Ao meu irmão João Eduardo pelo apoio.

À minha noiva, Suelen, por toda paciência, apoio e compreensão não apenas durante todo o período curso, mas sempre quando precisei.

Aos amigos e pessoas que por ventura eu, imperdoavelmente, possa ter esquecido de mencionar.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Cotações do preço diário e semanal de uma ação	13
Figura 2 – Exemplo de suporte e resistência: preços decrescentes	14
Figura 3 - Exemplo de suporte e resistência: preços ascendentes	14
Figura 4 – Distribuição do preço das ações no período de janeiro/2013 a março/2015	27
Figura 5 – Correlogramas de 30 e 100 períodos para o preço da ação BEMA3.....	29
Figura 6 – Diferenciação da série e correlograma da diferenciação da ação BEMA3	29
Figura 7 – Distribuição dos resíduos comparados com os quantis da curva Normal para a ação BEMA3	30
Figura 8 – Valores estimados versus valores realizados da ação BEMA3.....	31
Figura 9 – Diferenciação da série e correlograma da diferenciação da ação IDNT3.	32
Figura 10 - Correlogramas de 30 e 100 períodos para o preço da ação IDNT3.....	32
Figura 11 – Distribuição dos resíduos comparados com os quantis da curva Normal para a ação IDNT3	33
Figura 12 – Valores estimados versus valores realizados da ação IDNT3.	34
Figura 13 - Correlogramas de 30 e 100 períodos para o preço da ação LINX3.....	35
Figura 14 – Diferenciação da série e correlograma da diferenciação da ação LINX3.	35
Figura 15 – Distribuição dos resíduos comparados com os quantis da curva Normal para a ação LINX3.	36
Figura 16 – Valores estimados versus valores realizados da ação LINX3.....	37
Figura 17 - Correlogramas de 30 e 100 períodos para o preço da ação POSI3.	37
Figura 18 – Diferenciação da série e correlograma da diferenciação da ação POSI3.	38

Figura 19 – Distribuição dos resíduos comparados com os quantis da curva Normal para a ação POSI3.....	38
Figura 20 – Valores estimados versus valores realizados da ação POSI3.	39
Figura 21 - Correlogramas de 30 e 100 períodos para o preço da ação SNSL3.....	40
Figura 22 – Diferenciação da série e correlograma da diferenciação da ação SNSL3.	40
Figura 23 – Distribuição dos resíduos comparados com os quantis da curva Normal para a ação SNSL3.	41
Figura 24 – Valores estimados versus valores realizados da ação SNSL3.	42
Figura 26 – Diferenciação da série e correlograma da diferenciação da ação TELB3.	43
Figura 25 - Correlogramas de 30 e 100 períodos para o preço da ação TELB3.....	43
Figura 27 – Distribuição dos resíduos comparados com os quantis da curva Normal para a ação TELB3.	44
Figura 28 – Valores estimados versus valores realizados da ação TELB3.....	45
Figura 29 – Correlogramas de 30 e 100 períodos para o preço da ação TELB4.	46
Figura 30 - Diferenciação da série e correlograma da diferenciação da ação TELB3.	46
Figura 31 – Distribuição dos resíduos comparados com os quantis da curva Normal para a ação TELB4.	47
Figura 32 – Valores estimados versus valores realizados da ação TELB4.....	48
Figura 34 - Correlogramas de 30 e 100 períodos para o preço da ação TOTS3.	48
Figura 34 – Diferenciação da série e correlograma da diferenciação da ação TOTS3.	49
Figura 35 – Distribuição dos resíduos comparados com os quantis da curva Normal para a ação TOTS3.....	49
Figura 36 – Valores estimados versus valores realizados da ação TOTS3.	50

RESUMO

Fundamental na captação de recursos que permitem o desenvolvimento de empresas, o mercado acionário também se constitui em uma importante opção de investimento para pessoas e instituições. Entretanto, há um risco intrínseco para os investidores no processo de tomada de decisão, pois uma escolha não assertiva pode gerar prejuízos financeiros. Visando obter solução plausível para minimizar essa incerteza, no presente trabalho são apresentadas análises feitas para previsão de precificação de oito ações do setor de Tecnologia da Informação presentes na Bolsa de Valores São Paulo, utilizando-se de modelos matemáticos e estatísticos para análise de séries históricas, mais especificamente, modelos de médias-móveis e auto-regressivos. Ao comparar-se os modelos em questão, verificou-se que modelos que consideram fatores auto-regressivos mostraram-se mais adequados, ao passo que modelos considerando médias móveis tanto de curto prazo (5 dias) quanto de longo prazo (20 dias) não foram tão eficazes, pois suas previsões não foram tão precisas quando comparadas com as cotações recentes para as ações do setor, além de resultarem em piores medidas de ajuste, utilizando como indicador o Critério de Informação de Akaike.

Palavras-chave: Ações. Tecnologia da Informação. Modelo Médias-Móveis. Modelo Auto-regressivo.

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO	10
2.	REVISÃO DE LITERATURA	11
2.1	MERCADO DE CAPITALIS.....	11
2.2	AÇÕES.....	12
2.3	ESTATÍSTICA: CONCEITOS INICIAIS	17
2.4	MODELAGEM ESTATÍSTICA.....	18
2.5	MODELOS DE SÉRIES TEMPORAIS	19
2.5.1	MODELO AUTO-REGRESSIVO	20
2.5.2	MODELO DE MÉDIAS-MÓVEIS (MOVING AVERAGE)	21
2.5.3	ANÁLISE DE RESÍDUOS.....	22
2.5.4	INTERVALOS DE CONFIANÇA.....	23
3.	METODOLOGIA	24
3.1	MATERIAIS.....	24
3.2	MÉTODOS.....	24
4.	RESULTADOS E DISCUSSÃO	26
4.1	ANÁLISE EXPLORATÓRIA	26
4.2	AJUSTE DOS MODELOS.....	28
4.2.1	BEMATECH - BEMA3	28
4.2.2	IDEIASNET - IDNT3	31
4.2.3	LINX - LINX3.....	34
4.2.4	POSITIVO INFORMÁTICA – POSI3.....	37
4.2.5	SENIOR SOL – SNSL3	40
4.2.6	TELEBRAS – TELB3	42
4.2.7	TELEBRAS – TELB4	45

4.2.8	TOTVS – TOTS3	48
5.	CONCLUSÃO	53
6.	REFERÊNCIAS.....	54
7.	ANEXOS	56

1. INTRODUÇÃO

Com o processo de globalização mais expressivo, as economias e principalmente as companhias sentem mais a necessidade de abrir seus capitais visando novas oportunidades de mercado.

Por ser um canal fundamental na captação de recursos que permitem o desenvolvimento de empresas, gerando novos empregos e contribuindo para o progresso do País, o mercado acionário também se constitui em uma importante opção de investimento para pessoas e instituições (BM&FBovespa, 2008).

Entretanto, há um risco intrínseco para os investidores no processo de tomada de decisão, pois uma escolha não assertiva pode gerar grandes prejuízos financeiros. Por esse motivo, basear-se apenas em *feeling* a respeito das variações e comportamentos do mercado de capitais sem apoio teórico e técnicas apropriadas pode aumentar ainda mais a incerteza da escolha.

Visando obter uma solução plausível para minimizar essa incerteza, no presente trabalho serão apresentadas análises feitas para previsão de precificação de 8 ações do setor de Tecnologia da Informação presentes na Bolsa de Valores São Paulo, utilizando-se de modelos matemáticos e estatísticos para análise de séries históricas, também chamadas de séries temporais, nos quais baseando-se no comportamento passado das cotações são calibrados parâmetros para os modelos que, por sua vez, conseguem prever o preço futuro da ação com um certo grau de precisão. Como foram testados dois modelos distintos, Médias Móveis e Auto-Regressivo, a pergunta problema do estudo a ser na verdade é “Qual dos dois modelos de previsão dentre os proporciona um cenário mais confiável com menor risco de tomada de decisão com relação à precificação das ações escolhidas?”.

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1 MERCADO DE CAPITAIS

Atualmente, com o processo de globalização avançando cada vez mais, o busca por parte dos países para abrir suas economias torna-se ainda mais notável. O objetivo desse comportamento é obter uma economia mais rebusta e um mercado de capitais mais ativo.

Bruni, A. L. (1998) ressalta que os mercados financeiros são de fundamental importância para o desenvolvimento das sociedades, pois através de seus componentes é viabilizada a transferência de recursos entre aqueles que gostariam de vê-los aplicados (os poupadores) para aqueles que necessitam desses recursos (os tomadores).

Segundo BM&FBovespa (2008), mercado de capitais é um sistema de distribuição de valores mobiliários, que tem o propósito de proporcionar liquidez aos títulos de emissão de empresas e viabilizar seu processo de capitalização. Ainda, pode-se dizer que é constituído pelas bolsas de valores, sociedades corretoras e outras instituições financeiras autorizadas. Porém, sendo mais específico para o Brasil, no olhar de Camargos e Barbosa (2003), o mercado de capitais brasileiro ainda carece de estudos que contemplem a sua eficiência, principalmente a partir de 1994, quando a economia passou a apresentar uma relativa estabilidade econômica e monetária, e transformações significativas em sua estrutura econômico-financeira.

“Os mercados acionários, como subdivisão dos mercados de capitais, executam tarefas vitais nas economias. Em primeiro lugar, auxiliam o processo de alocação de recursos financeiros, provendo oportunidades de investimentos para agentes superavitários e oportunidades de obtenção de capital para empresas que têm projetos de investimento com valor presente líquido positivo. De forma adicional, fornecem, a todo instante, informações sobre os preços dos títulos negociados e, em decorrência, informações sobre as perspectivas futuras da empresa enxergadas pelo mercado e refletidas nos preços.” (BRUNI, A. L., 1998, p.14).

2.2 AÇÕES

Na configuração atual em que o mercado de capitais se apresenta, a negociação de títulos ocorre principalmente através da compra e venda de ações. Para tanto, as companhias necessitam primeiro abrir seu capital.

O conceito de ações, de acordo com BM&FBovespa (2008), pode ser definido como sendo títulos de renda variável, emitidos por sociedades anônimas (SA's), que representam a menor fração do capital da empresa emitente. Tais ações podem ser escriturais ou representadas por cautela ou certificados. Estas, ainda, podem ser caracterizadas também como ordinárias ou preferenciais, sendo que a diferença substancial está relacionada com o direito ao voto. As ordinárias preservam o direito do acionista ao voto em assembléias. Por outro lado, as preferenciais preservam o direito de prioridade no recebimento de dividendos e reembolso de capital.

Para que seja possível acompanhar as informações do valor de ativos de uma maneira mais estruturada e lógica, primeiramente pode se fazer o uso das técnicas gráficas (abordagem técnica ou grafista).

Em função de se estabelecer uma análise dessa natureza, um dos gráficos mais comuns, de acordo com Paula e Triches (2010), apresentam a variação dos preços “[...] por meio de representações de gráficos em barras, a qual respeita os seguintes fatores: (i) o preço mínimo e máximo do dia fica registrado; (ii) uma pequena trave para a esquerda aponta o preço onde o ativo abriu no período representado; e (iii) a trave para a direita mostra o preço de fechamento do período”.

Assim sendo, é possível de se obter uma gama significativa de informações provenientes de apenas um gráfico, como a abertura, máxima, mínima e um fechamento, bem como algumas informações consequentes das distâncias entre esses valores. Por exemplo, novamente segundo Paula e Triches (2010), “[...] a distância entre a mínima e a máxima mostra a volatilidade do ativo naquele período, pois, quanto maior a distância, mais intensa foi a negociação entre compradores e vendedores. A segunda informação é a distância entre o preço de abertura e o preço de fechamento [...]. Se apresentar uma pequena, significa que o mercado não se moveu e demonstra que ocorreu hesitação e indecisão no ativo. Por

seu turno, uma distância grande, denota um mercado que está definido por uma trajetória e está sendo dominado por uma das pontas, compradores ou vendedores”.

Um exemplo do gráfico descrito anteriormente pode ser encontrado abaixo, onde o eixo horizontal representa os dias da semana e o eixo vertical, por sua vez, representa o preço da ação.

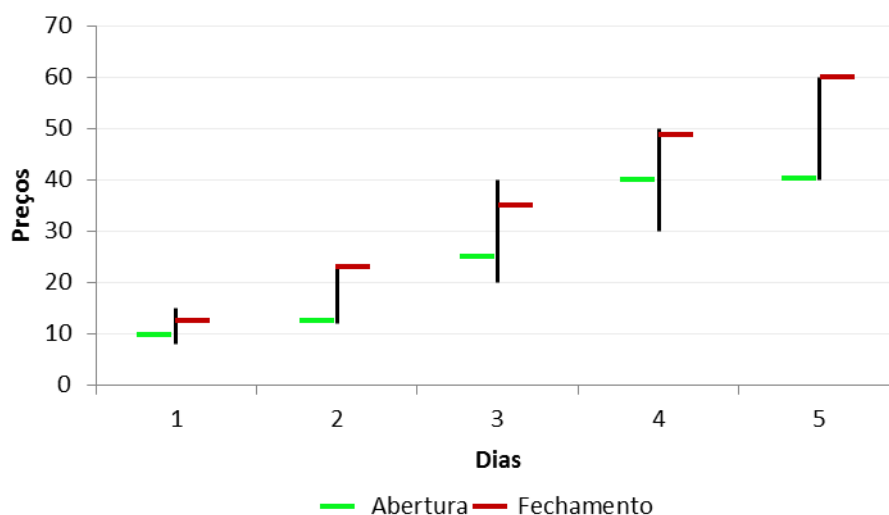
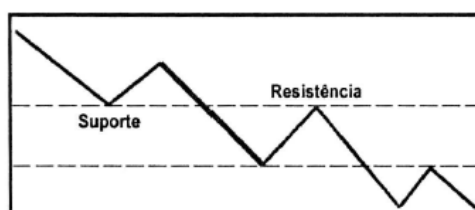


Figura 1 – Cotações do preço diário e semanal de uma ação

Além do gráfico apresentado para acompanhar variações diárias / semanais do preço de ativos, há também gráficos onde se aplicam os conceitos de suporte e resistência. Considera-se como um ponto de suporte a área no gráfico que está abaixo do mercado, quando o interesse em adquirir a ação (ou outro ativo) é suficientemente forte para superar uma pressão vendedora e quando uma tendência de baixa atinge o suporte, ela retrocede (PAULA e TRICHES, 2010 p. 42). Por outro lado, Paula e Triches complementam que resistência é o ponto onde o preço está acima do mercado, e o interesse em vender a ação por tal preço é maior do que a pressão compradora e quando a tendência de alta atinge a resistência, ela para ou cai. Em outras palavras, pode-se dizer que os valores de suporte e resistência estabelecem uma espécie de intervalos medianos a respeito dos valores máximos e mínimos das cotações dos ativos.

Analisando de por um outro ponto de vista, “[...] os pontos de suporte e resistência podem ser rompidos a qualquer momento, em razão de diversos fatores que influenciam as expectativas dos investidores (notícias, rumores ou fatos relacionados aos resultados da empresa), podendo a utilização do conceito de suporte e resistência ser muito útil, o que ajuda o investidor a encontrar o momento certo de entrar e sair de um papel (BRUM, 2007).

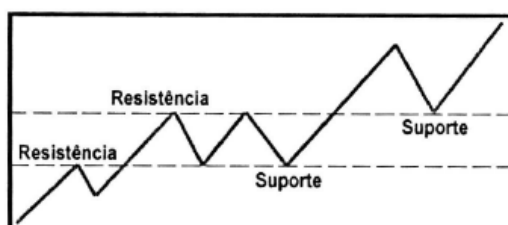
Um exemplo do gráfico em questão pode ser encontrado a seguir, onde o eixo horizontal representa o tempo e o eixo vertical o preço de uma ação hipotética. Com isso, é possível observar que o primeiro ponto antes do momento em que a tendência de queda se inverteu caracteriza o suporte da série. Por sua vez, quando é atingido o segundo pico de alta nos preços após períodos de queda, tem-se aquele valor caracterizado como resistência.



Fonte: Gonçalves (2008)

FIGURA 2 – Exemplo de suporte e resistência: preços decrescentes

No exemplo a seguir, esta representada uma série histórica de preços mais instável, ou um período de tempo mais longo, pois esta apresenta mais inversões de comportamento entre pontos de alta e baixa. Além disso, o comportamento geral da série é de aumento dos preços, ao contrario do exemplo anterior.



Fonte: Gonçalves (2008)

FIGURA 3 - Exemplo de suporte e resistência: preços ascendentes

Ainda, vindo da Teoria de Finanças, tem-se que a precificação das ações está interligada também com o conceito de eficiência de mercado. De acordo com Bruni e

Famá (1998, p.72) “Como resultado da eficiência dos mercados, os preços dos ativos ‘futurariam’ em torno do seu valor intrínscico onde novas informações poderiam rapidamente ocasionar mudanças nesse valor, mas o subsequente movimento do preço do ativo ‘flutuaria’ aleatoriamente”. Em outras palavras, pode-se entender que os próximos preços seriam então praticamente imprevisíveis dado sua natureza aleatória.

No entanto, não existe apenas um único nível de eficiência de mercado. De acordo com as abordagens de Fama (1970), eles podem ser divididos em três grandes grupos, conforme a figura a seguir:

Forma de Eficiência	Informação Relevante	Descrição
Fraca	Preços passados	Nenhum investidor poderia obter retornos em excesso através da análise dos preços históricos. Em outras palavras, as informações contidas nos preços (ou retornos) passados não seriam úteis ou relevantes na obtenção de retornos extraordinários.
Semi-forte	Informações públicas	Nenhum investidor poderia obter retornos extraordinários baseados em quaisquer informações públicas (relatórios anuais de empresas, notícias publicadas em jornais, revistas, etc.). Os preços rapidamente se ajustariam às novas informações.
Forte	Informações privilegiadas	Nenhum investidor poderia obter retornos anormais usando qualquer informação, mesmo com base em dados confidenciais, que não foram tornados públicos.

Fonte Bruni e Famá (1998)

TABELA 1 – Formas de eficiência de mercado

A informação sobre o passado e o presente é, de início, utilizada para a avaliação de desempenho de uma ação ou do mercado como um todo mas a utilização mais nobre da informação é servir como base para projetar o comportamento futuro BM&FBovespa (2008).

Com o passar dos anos, técnicas mais aprimoradas surgiram no intuito de estimar o preço futuro de um determinado ativo. Entre elas, destacam-se algumas metodologias de análise de séries temporais, sendo chamadas também de análise de séries históricas ou, ainda, análise de comportamento. Alguns exemplo dessas metodologias podem ser observados na tabela a seguir.

Metodologia	Descrição
Jogo Justo (Fair game)	Significa dizer que, na média, o retorno esperado de um grande número de amostras deve ser igual ao retorno real. Um exemplo de jogo justo poderia ser expresso através de jogos de azar em Las Vegas. Em função da percentagem da casa, o apostador deveria esperar perder, por exemplo, 10%; e, com suficiente certeza, na média seria isso que as pessoas realmente perderiam. Um jogo justo não implica um retorno positivo, somente que as expectativas não são viesadas.
Martingale, submartingale	Corresponde a um jogo justo onde o preço futuro é igual (martingale) ou maior (submartingale) que o preço presente. Logo, implica que os retornos são nulos (martingale) ou positivos (submartingale).
Rumo aleatório (Random Walk)	Não seria possível prever o comportamento futuro dos preços e dos retornos. Supõe que não existe diferença entre a distribuição condicional dos retornos a uma dada estrutura de informações e a distribuição sem a presença de informações estruturadas.

Fonte Bruni e Famá (1998)

Tabela 2 – Metodologias de Testes da Forma Fraca de Eficiência

Além das técnicas mencionadas acima, existem muitas outras, como o CAPM (Capital Assets Pricing Model) e a análise por meio da técnica de Médias Móveis, onde, a cada ponto observado a média histórica é recalculada e o modelo recalibra seus parâmetros. A comparação entre essas duas abordagens constituem o foco do presente trabalho e mais detalhes podem ser encontrados na sessão 2.5 quando são descritos dois dos principais modelos em análise de séries temporais, o modelo Médias Móveis e o modelo Auto-Regressivo

Contudo, após uma leitura atenta acerca do tema em questão, autores mencionam fatores sistêmicos que podem torna-se um complicador no momento de aplicar qualquer técnica de análise para previsão de preços, tais como o Efeito Janeiro, Efeito Mudança de Mês e Efeito Segunda-Feira

O Efeito Janeiro (The January Effect) acontece pois, segundo Penteadó (2003), “[...] as ações em geral, e as de pequeno valor de mercado em particular tem gerado, historicamente, retornos anormalmente elevados no mês de janeiro. Este efeito talvez seja mais conhecido mundo afora [...]”. Vale salientar que, de acordo com a Investor Home (1998), esta anomalia é intrigante pois não desaparece

mesmo após ter sido detectada e bastante difundida por quase vinte anos. Esse fato, por sua vez, acaba sendo um argumento contra a idéia de que o efeito desaparece após ser descoberto, pois, segundo Bruni e Famá (1998), teoricamente, uma anomalia deveria desaparecer assim que os traders tomassem conhecimento e passassem a tirar vantagens com antecedência.

De forma similar, o Efeito Mudança de Mês, ou Turn of the Month Effect do inglês, parte da prerrogativa que consistentemente as ações tem apresentado maiores retornos no último e quatro primeiros dias do mês (BRUNI e FAMÁ, 1998). Ainda, segundo a Investor Home (1998), a Frank Russel Company examinou os retornos do índice S&P 500 sobre um horizonte de 65 anos encontrou que as ações de empresas com maior valor de mercado apresentariam maiores retornos nas mudanças do mês.

Por último mas não menos importante, tem-se o Efeito Segunda-Feira (The Monday Effect), onde segundo Penteadó (2003), “segunda-feira tende a ser o pior dia para investir em ações. O primeiro estudo documentando o efeito fim de semana foi feito por M. J. Fields em 1931 no Journal of Business, numa época em que as ações eram negociadas aos sábados. Em outro estudo, em 1934, Fields descobriu que a DJIA comumente evoluía nas vésperas de feriado”.

Para esse trabalho, entretanto, não foram levados em consideração tais efeitos pois reduziria muito o número de observações da série histórica. Por outro lado, algumas análises exploratórias ocorreram, conforme descrito com mais detalhes na sessão 4.

2.3 ESTATÍSTICA: CONCEITOS INICIAIS

Primeiramente, antes de qualquer notação estatística ou referência a modelos, técnicas e distribuições, alguns conceitos iniciais a respeito da Estatística fazem-se necessários.

Segundo Magalhães e Lima (2010), a Estatística pode ser dividida em três grandes áreas. São elas: a) Estatística Descritiva; b) Probabilidade e; c) Inferência Estatística.

Com relação a estatística descritiva, esta é utilizada principalmente nas etapas iniciais de um estudo para descrever resultados de um experimento ou investigação. Em outras palavras, a estatística descritiva pode ser definida como um conjunto de técnicas destinadas a descrever e resumir os dados, a fim de que possamos tirar conclusões a respeito de característica de interesse (Magalhães e Lima, 2010).

A probabilidade, por sua vez, pode ser pensada como a teoria que estuda as chances de um determinado fenômeno aleatório ocorrer. Em sua definição clássica, temos que seja S um espaço amostral, associado a um experimento aleatório que consiste em vários pontos n finitos, diz-se então que cada ponto é igualmente provável de ocorrer quando o experimento for realizado. Desta maneira a probabilidade de um evento A , consistente de m pontos amostrais ($0 \leq m \leq n$), é dada por $P(A) = \frac{m}{n}$ (Roussas, 2003).

A inferência estatística, por outro lado, é o estudo de técnicas que possibilitam a extrapolação, a um grande conjunto de dados, das informações e conclusões obtidas a partir de subconjuntos de valores, usualmente de dimensão muito menor (amostra) (Magalhães e Lima, 2010).

Neste contexto, é importante ter bem claro em mente a distinção dos conceitos de estimativa e parâmetro. De acordo com Magalhães e Lima (2010), as quantidades da população, em geral desconhecidas, sobre as quais tem-se interesse, são determinados parâmetros e, usualmente, representadas por letras gregas. Sobre os estimadores e estimativas, Magalhães e Lima (2010) afirmam que estimadores são combinações dos elementos da amostra, construída com a finalidade de representar um parâmetro de interesse e as estimativas são valores numéricos assumidos por esses estimadores.

2.4 MODELAGEM ESTATÍSTICA

Uma das ferramentas estatísticas mais difundidas é a possibilidade de construção e ajuste de modelos, adaptados à natureza dos dados. Esta abordagem é usualmente adotada quando se objetiva estudos mais aprofundados que vão além da análise descritiva, gerando inferências, predição ou extrapolação, para um determinado objetivo de estudo.

Para Seber e Lee (2003), a maior atividade na Estatística é o desenvolvimento de modelos estatísticos que possivelmente refletiram aspectos importantes do objetivo de estudo com certo grau de realismo. Seber e Lee (2003) ainda reforçam a ajuda em particular da análise de regressão para construir modelos matemáticos, os quais descrevem ou explicam a relação que pode existir entre variáveis.

Ao se construir um modelo, usualmente interessa-se em uma única variável, chamada de variável resposta ou variável dependente. No estudo em questão, nossa variável resposta é o preço de cada ação escolhida. Esta variável, por sua vez, depende de variáveis explicativas ou independentes.

Na regressão linear simples, por exemplo, que é um dos modelos com estrutura mais simplificada, temos que:

$$E[Y] = \beta_0 + \beta_n x_n ,$$

onde $E[Y]$ é o valor esperado para a variável resposta Y , x_n são as n variáveis explicativas usadas no modelo, β_0 é o intercepto, ou seja, o valor que a esperança da variável Y assume quando todas as variáveis explicativas são zero. Por fim, β_1, \dots, β_n são os n parâmetros associados às n variáveis explicativas.

2.5 MODELOS DE SÉRIES TEMPORAIS

Entre as diversas classes de diferentes modelos estatísticos, a abordagem que será adotada neste trabalho é a de séries temporais.

De acordo com Shumway e Stoffer (2011), a análise de dados provindos de experimentos que foram observados em diferentes pontos no tempo leva a um novo e único problema na modelagem estatística e inferência. A correlação óbvia gerada pela amostragem dos pontos adjacentes no tempo pode restringir severamente a aplicabilidade de muitos métodos estatísticos convencionais que tradicionalmente dependem do pressuposto de que essas observações sejam independentes e identicamente distribuídas. A abordagem sistemática pela qual respostas resultantes de modelos matemáticos e estatísticos levam em consideração essas questões são comumente referenciados como análise de séries temporais.

2.5.1 MODELO AUTO-REGRESSIVO

Para um processo AR de ordem p com média μ dado por:

$$X_t - \mu = \alpha_1(X_{t-1} - \mu) + \dots + \alpha_p(X_{t-p} - \mu) + \epsilon_t,$$

e dadas n observações x_1, \dots, x_n , os parâmetros $\mu, \alpha_1, \dots, \alpha_p$ podem ser estimados pelo método de mínimos quadrados, i.e. minimizando-se a soma de quadrados, da seguinte forma:

$$S = \sum_{t=p+1}^n [(x_t - \mu) - \alpha_1(x_{t-1} - \mu) - \dots - \alpha_p(x_{t-p} - \mu)]^2$$

com respeito a $\mu, \alpha_1, \dots, \alpha_p$. Note que o somatório é de $t = p+1$ em diante, mas esta pequena perda de informação não será importante se a série não for muito curta, além de que se o processo ϵ_t tiver distribuição normal então as estimativas de mínimos quadrado coincidem com as estimativas de máxima verossimilhança condicionada nas p primeiras observações (EHLERS, 2009).

Para encontrar estimadores para os parâmetros em questão, dois métodos aproximados podem ser utilizados,

$$\hat{\mu} = x$$

O primeiro ajusta os dados ao modelo

$$X_t - x = \alpha_1(X_t - 1 - x) + \dots + \alpha_p(X_t - p - x) + \epsilon_t,$$

como se fosse um modelo de regressão linear múltipla.

No segundo método os coeficientes de autocorrelação $\rho(k)$ são substituídos pelas suas estimativas r_k nas p primeiras equações de Yule-Walker. Ou seja, usam-se métodos dos momentos e por isto os estimadores resultantes são assintoticamente equivalentes aos estimadores de máxima verossimilhança (EHLERS, 2009).

Assim, tem-se um sistema com p equações e p incógnitas $\alpha_1, \dots, \alpha_p$,

$$r_1 = \alpha_1 + \alpha_2 r_1 + \dots + \alpha_p r_p - 1$$

$$r_2 = \alpha_1 r_1 + \alpha_2 + \dots + \alpha_p r_p - 2$$

·
·
·

$$r_p = \alpha_1 r_{p-1} + \alpha_2 r_{p-2} + \dots + \alpha_p$$

2.5.2 MODELO DE MÉDIAS-MÓVEIS (MOVING AVERAGE)

Como o próprio nome sugere, o indicador tira uma média dos preços de um determinado ativo em um determinado período. Por exemplo, o uso de médias móveis de 5 dias, implica que será tirada uma média dos últimos 10 preços (normalmente são usados preços de fechamento) e para cada dia que passa, o preço do novo dia é adicionado à média e do preço do último dia é subtraído (INFOMONEY, 2015).

Um processo médias-móveis de ordem q , ou simplesmente, MA(q) pode ser expresso como:

$$X_t = \mu + \epsilon_t + \beta_1 \epsilon_{t-1} + \dots + \beta_q \epsilon_{t-q}$$

e uma série observada x_1, \dots, x_n o procedimento iterativo consiste basicamente em fixar os valores de $\mu, \beta_1, \dots, \beta_q$ e calcular os resíduos

$$e_t = x_t - \mu - \beta_1 \epsilon_{t-1} - \dots - \beta_q \epsilon_{t-q}$$

sequencialmente para $t = 1, \dots, n$ assumindo que $\epsilon_0 = \epsilon_{-1} = \dots = \epsilon_{-q+1} = 0$ e substituindo $\epsilon_{-1} = \dots = \epsilon_{-q+1}$ pelos resíduos calculados. Assim, tem-se que:

$$e_1 = x_1 - \mu$$

$$e_2 = x_2 - \mu - \beta_1 e_1 = x_2 - \mu - \beta_1 x_1 + \beta_1 \mu$$

$$e_3 = x_3 - \mu - \beta_1 e_2 - \beta_2 e_1,$$

e assim por diante.

Com base nos resíduos acima, pode-se calcular a soma de quadrados residual $S(\mu, \beta) = \sum_{t=1}^n e_t^2$. Repetindo este procedimento para $\mu, \beta_1, \dots, \beta_q$ variando em uma grade de pontos pode-se escolher os valores que minimizam a soma de quadrados. Este procedimento requer o uso de algoritmos eficientes de otimização numérica e nada garante a sua convergência para um mínimo global (EHLERS, 2009).

Ainda, Ehlers (2009), dá continuidade afirmando que o problema de estimação dos parâmetros em modelos MA é bem mais complicado do que em modelos AR. Os erros ϵ_t são agora funções não lineares complicadas dos parâmetros β_1, \dots, β_q e expressões analíticas para os estimadores não podem ser obtidas.

Em termos práticos, as médias-móveis são seguidoras de tendências, ou seja, elas só apontam uma tendência quando esta já existe, de forma com que a velocidade que a visualização da tendência aparecerá em gráficos dependendo da média utilizada, podendo tanto mostrar uma tendência e confirmá-la, como sinalizar uma possível reversão através da identificação de fortes movimentos de compra ou venda do mercado (INFOMONEY, 2015).

2.5.3 ANÁLISE DE RESÍDUOS

Resíduo, por definição, é a distância de um ponto observado até o valor predito, podendo assumir tanto valores positivos quanto negativos. Ao listar-se os resíduos de uma curva particular em forma de uma tabela, seriam usados os mesmos valores de x como no banco de dados original, porém os valores da resposta y seriam as distâncias verticais de cada ponto correspondente para a curva (MOTULSKY e CHRISTOPOULOS, 2004).

Seja um modelo geral dado por:

$$y_i = f(x_i, \beta) + \varepsilon_i$$

onde ε_i são os erros associados ao modelo, assume-se que são independentes e identicamente distribuídos (i.i.d.) seguindo uma distribuição Normal($0, \sigma^2$). Tem-se então que o i -ésimo resíduo é então definido por $e_i = y_i - f(x_i, \beta)$. Considerando que os resíduos auxiliam na validação dos pressupostos do modelo, estes se tornam relevantes no processo de diagnóstico.

Entretanto, como os resíduos brutos podem ser significativamente afetados por valores atípicos, costuma-se padronizá-los, subtraindo-se a média dos resíduos de cada resíduo bruto e dividindo-os pelo respectivo desvio-padrão, conforme definido abaixo:

$$e_{pi} = \frac{e_i}{\sigma_{e_i}}$$

onde σ_{e_i} representa o desvio padrão dos resíduos brutos. Desta forma, os resíduos padronizados tem uma distribuição Normal($0,1$), em outras palavras, pode-se dizer que aproximadamente 95% dos mesmos encontram-se no intervalo $[-2,2]$ (WEISBERG, 1980).

2.5.4 INTERVALOS DE CONFIANÇA

De uma maneira geral, em uma análise estatística, a interpretação completa dos resultados, bem como a decisão do que fazer na prática, depende de saber os intervalos de confiança (ou erros padrões) dos parâmetros (MOTULSKY e CHRISTOPOULOS, 2004). Para tanto, no estudo em questão foram utilizados intervalos de confiança durante a previsão das cotações por meio de uma aproximação quadrática da função de verossimilhança ao redor de β , que são conhecidos como intervalos do tipo Wald.

3. METODOLOGIA

3.1 MATERIAIS

Os dados para o estudo em questão foram extraídos do próprio site da BM&FBovespa e contem informações de todos os dias úteis desde janeiro de 2013 até abril de 2015 para cada uma das ações escolhidas. Este banco de dados compõe-se, além do valor final da ação no pregão, dos preços iniciais, máximos, mínimos e volume de operações durante o dia em questão.

Para a análise dos dados, foram utilizados como ferramentas de auxílio computacional os softwares R 3.0.1 (R CORE TEAM, 2013), bem como seus pacotes Tseries e TsDyn, específicos para séries temporais, incluindo opções para previsões e comparações entre modelos. Ainda, para a tabulação será usado o Microsoft Excel 2010 (MICROSOFT, 2010).

3.2 MÉTODOS

Primeiramente, foram escolhidas as ações com as quais o estudo seria conduzido. Para a escolha das mesmas, tomou-se como base as ações ordinárias e preferenciais de empresas com nacionalidade brasileira de um determinado setor, desconsiderando ações de lote fracionário, termo comum, termo flexível, termo em dólar e termo em pontos. No caso do presente estudo, o setor de Tecnologia da Informação foi o escolhido. Até este momento, haviam nove ações selecionadas, sendo elas referentes às empresas Bermatech (BEMA3), IdeiasNet (IDNT3), Itaotec (ITEC3, Linx (LINX3), Positivo Informática (POSI3), Senior Sol (SNSL3), Telebras (TELB3, TELB4) e Totvs (TOTS3).

No entanto, ao se avaliar a quantidade de dias com informações de preços no período amostrado, conforme a tabela a seguir, pode-se observar que algumas ações não tem informação suficiente se aplicar análises estatísticas de forma satisfatória. Seriam elas ITEC3, SNSL3 e TELB3. A ação SNS3 começou a constar na bolsa em fevereiro de 2014 e a partir desde ponto todas as informações estão completas. A TELB3 está presente desde o início do período, porém com dias sem a

informação. Para as duas situadas anteriormente, apesar do número reduzido, as mesmas foram submetidas ao teste com os modelos. A ação ITEC3, por outro lado, foi retirada do estudo por não apresentar massa de dados suficiente.

Ação	Dias com Informação
BEMA3	580
IDNT3	580
ITEC3	60
LINX3	554
POSI3	580
SNSL3	310
TELB3	258
TELB4	579
TOTS3	580

Tabela 3 – Número de dias com informação disponível entre jan/2013 e abr/2015 por ação

Com os dados em mãos e após a realização de uma revisão de literatura, um quadro contendo o preço das ações selecionadas foi elaborado. Em seguida, alguns estudos exploratórios foram conduzidos com base no quadro construído, bem como a aplicação dos modelos Médias Móveis e Auto Regressivo para os dados do mesmo.

Com base no conhecimento prévio dos dados, sabe-se que alguns modelos clássicos na linha de análise de séries temporais podem ser testados e aplicados. Dentre eles, o modelo de Médias Móveis, por sua vez, seria uma alternativa baseada nos preços passados para estimar preços futuros. De acordo com os resultados obtidos por Paula e Triches (2010), o gerenciamento da carteira de ações, mediante o modelo de Médias Móveis da análise técnica, apresentou um rendimento de 69,27%. Modelos auto-regressivos, por sua vez, segundo Lucena e Pinto (2008), apresentam resultados estatisticamente significativos na maioria das vezes, quando aplicados ao mercado brasileiro.

Após o ajuste dos modelos, os pressupostos foram avaliados através da análise de resíduos levando, em seguida, à uma comparação entre os modelos baseadas no critério de Akaike (AIC). Por fim, com os resultados prontos, as interpretações devidas, bem como sugestões para trabalhos futuros foram apresentadas.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 ANÁLISE EXPLORATÓRIA

Com o objetivo de estabelecer e ajustar modelos estatísticos de séries temporais que, por sua vez possam estimar, com um nível determinado de confiança, os valores dos preços futuros das ações escolhidas, primeiramente foi conduzido um estudo de caráter exploratório. Faz-se necessário lembrar também que todas as ações escolhidas são de empresas de nacionalidade brasileira que fazem parte do setor de Tecnologia da Informação da BM&FBovespa.

Ação	Dias com Informação	Primeira aparição na base
BEMA3	580	jan-13
IDNT3	580	jan-13
LINX3	554	fev-13
POSI3	580	jan-13
SNSL3	310	fev-14
TELB3	258	jan-13
TELB4	579	jan-13
TOTS3	580	jan-13

Tabela 4 – Distribuição das ações de acordo com o número de dias com informação e quando a informação apareceu pela primeira vez na base

De acordo com a tabela 4, a grande maioria das ações já apresentava informações desde o primeiro mês da base de dados (janeiro de 2013), exceto pela LINX3 que apresentou suas primeiras cotações em fevereiro de 2013, além da SNSL3 com primeira cotação disponível apenas em fevereiro de 2014. No caso desse último ativo, torna-se um pouco mais complicado de se estimar períodos de sazonalidade devido ao aparecimento tardio na base.

Outro ponto relevante que pode ser observado na tabela acima é referente ao ativo TELB3 (ações ordinárias da Telebras). Mesmo estando presente desde o início do período amostrado, o mesmo não apresentou cotações com uma periodicidade diária conforme os demais ativos. Este ponto também desfavorece no momento de estimar parâmetros para o modelo, pois com menos informação, o nível de confiança das estimativas também pode ser afetado.

Na figura 4 a seguir, podem ser observados os comportamentos dos preços das ações do setor de tecnologia da informação escolhidas. Nota-se também que nem todas apresentam a mesma tendência, por exemplo, POSI3 e TELB3 apresentam tendência de queda; BEMA3 e LINX3 apresentam leves tendências de alta; TOTS3 permanece, na média, estabilizada, etc.

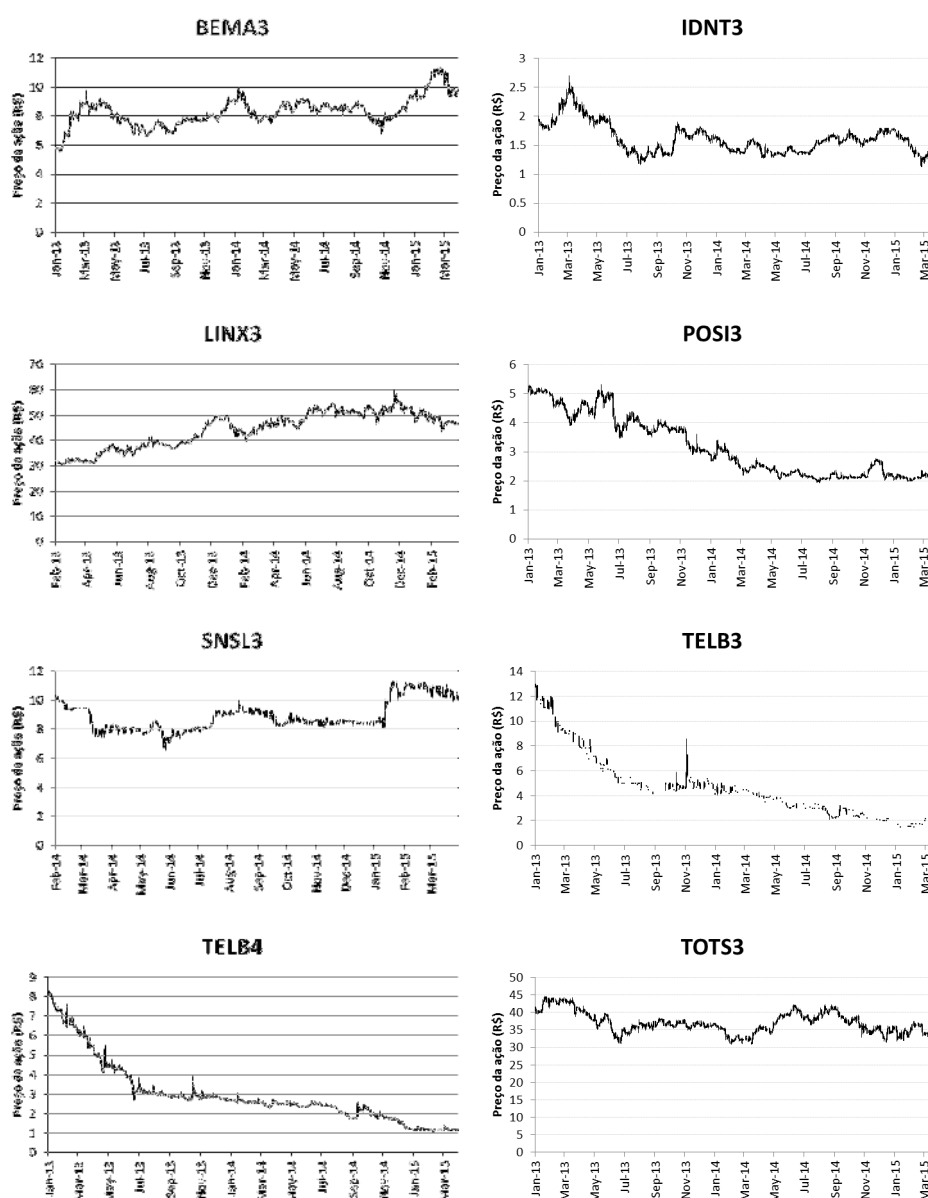


Figura 4 – Distribuição do preço das ações no período de janeiro/2013 a março/2015

Em outras palavras, em termos estatísticos, essas tendências são chamadas de correção entre a variáveis resposta (preço) em função da covariável de tempo (dia). Ou seja, à medida que o tempo passa (aumenta), o preço da ação tende a

cair quando há uma correlação negativa (IDNT3, POSI3, TELB3 e TELB4) ou subir se a correção for positiva (BEMA3 e LINX3).

4.2 AJUSTE DOS MODELOS

Dando início ao ajuste dos modelos propriamente dito, é importante salientar que para cada uma das 8 ações estudadas, foram aplicados 3 modelos diferentes, dos quais 2 foram variações do modelo de Médias Móveis e o outro, por sua vez, foi uma aplicação do modelo Auto-Regressivo.

Modelo 1: médias-móveis de 5 dias;

Modelo 2: médias-móveis de 20 dias;

Modelo 3: auto-regressivo ajustado automaticamente pelo software;

Para tanto, os principais resultados estão apresentados a seguir, separados por ação para facilitar o entendimento. Ao final pode-se observar ainda que considerações são tomadas baseadas também na predição. Para o ajuste do modelo, utilizou-se os dados disponíveis até março/2015. Para verificar se a predição do modelo foi consistente, comparou-se com os resultados reais do mês de abril/2015

4.2.1 BEMATECH - BEMA3

Para a ação da Bematech, foi visto anteriormente que há uma correlação positiva entre o preço da ação em função tempo. Em outras palavras, essa afirmação indica que com o passar do tempo o preço da ação aumenta. A seguir são apresentados os gráficos de correlação, também chamados de correlogramas, bem como a distribuição dos dados após a aplicação do logaritmo e uma diferenciação, além do seu respectivo correlograma.

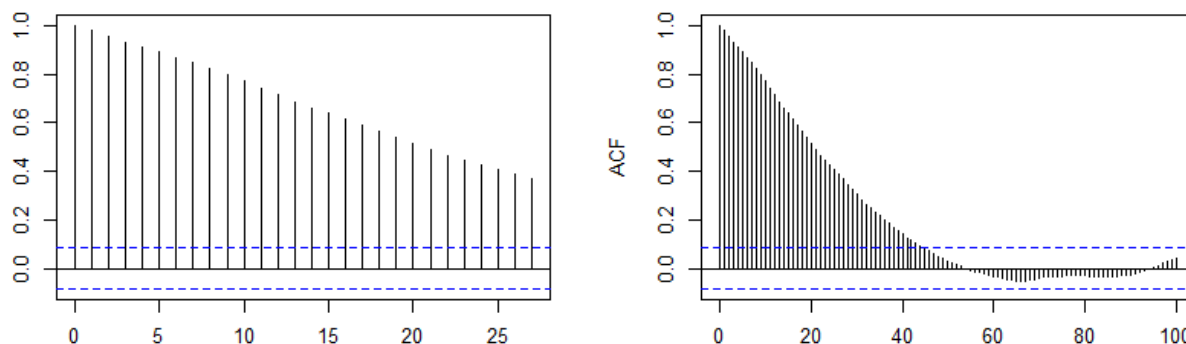


Figura 5 – Correlogramas de 30 e 100 períodos para o preço da ação BEMA3

De acordo com os gráficos acima, pode-se perceber que há uma forte correlação da última observação da cotação da ação com as 40 cotações anteriores, aproximadamente. Como esse comportamento de decaimento da correlação é lento e muito similar a um comportamento exponencial, não descarta-se a possibilidade de um modelo auto-regressivo de ordem 1 AR(1) ser o melhor ajuste.

Em seguida, aplicou-se logaritmo e diferenciou-se a série com o objetivo de se encontrar uma outra série, agora com comportamento estacionário. Os resultados foram os seguintes:

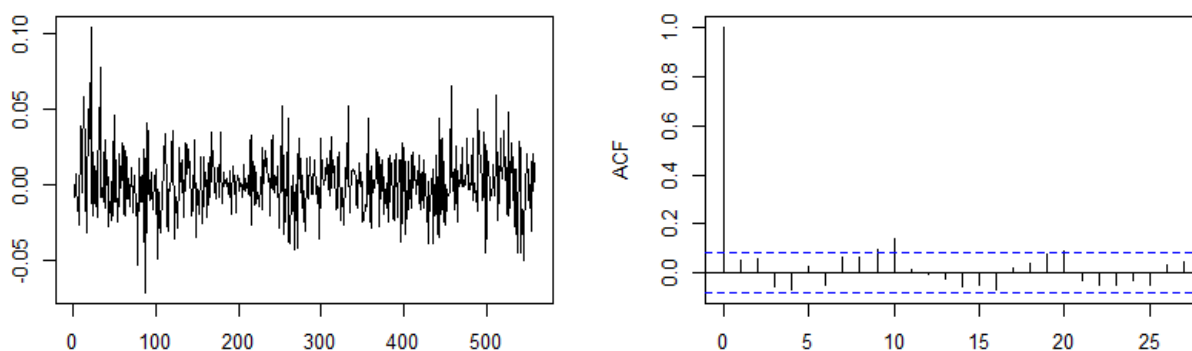


Figura 6 – Diferenciação da série e correlograma da diferenciação da ação BEMA3

Embasado nas figura 6, evidencia-se que não se trata de uma série estacionária, pois mesmo após duas transformações (logaritmo e diferenciação), o histórico de preços da BEMA3 se concentra em torno de zero, porém apresenta uma homogeneidade em torno da média.

Dando continuidade à análise, os modelos 1, 2 e 3, descritos no início da sessão, foram ajustados aos dados, resultando nos seguintes valores de AIC (Critério de Avaliação de Akaike): Modelo1: -44.91841; Modelo 2: -361.1175 e; Modelo 3: -420.2276. É importante lembrar que o AIC já leva em consideração a parcimônia (número de parâmetros a serem estimados no modelo) e quanto menor for o seu valor, melhor e mais parcimonioso é o ajuste do modelo. Com isso, tem-se que, baseando-se nesse critério, o modelo Auto-Regressivo foi o melhor ajuste.

Entretanto, faz-se necessária a avaliação da distribuição dos resíduos dos modelos que, em teoria, deveriam seguir uma distribuição Normal com média zero. Para tanto, são apresentados os gráficos da distribuição dos resíduos de acordo com os quantis teóricos da curva Normal.

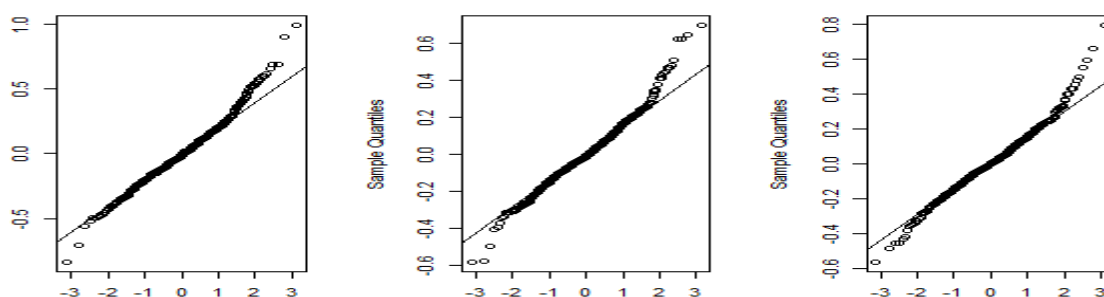


Figura 7 – Distribuição dos resíduos comparados com os quantis da curva Normal para a ação BEMA3

Quanto ao quesito normalidade dos resíduos, nenhum dos três modelos foi capaz de não rejeitar a hipótese de que os mesmos seguem uma distribuição normal de média zero. Quando aplicado o teste de normalidade de Shapiro-Wilk, resultou em p-valores significativos para a rejeição da hipótese de normalidade, sendo eles $5.131e-06$, $4.364e-07$ e $2.02e-06$ para os modelos 1, 2 e 3, respectivamente. Ainda, nos três casos, é claramente visível que isso se deve ao resíduos das extremidades, ou caldas, da distribuição.

Em seguida, são apresentados os resultados estimados para o mês de abril/2015, comparando-os com as cotações reais da ação. Na figura 8, pode-se visualizar que, de fato, o modelo Auto-Regressivo teve um ajuste melhor que os dois modelos Médias-Móveis. Nos gráficos, a área em tonalidade mais escura representa o intervalo de confiança de 95%, bem como a área mais clara representa o intervalo de 80%.

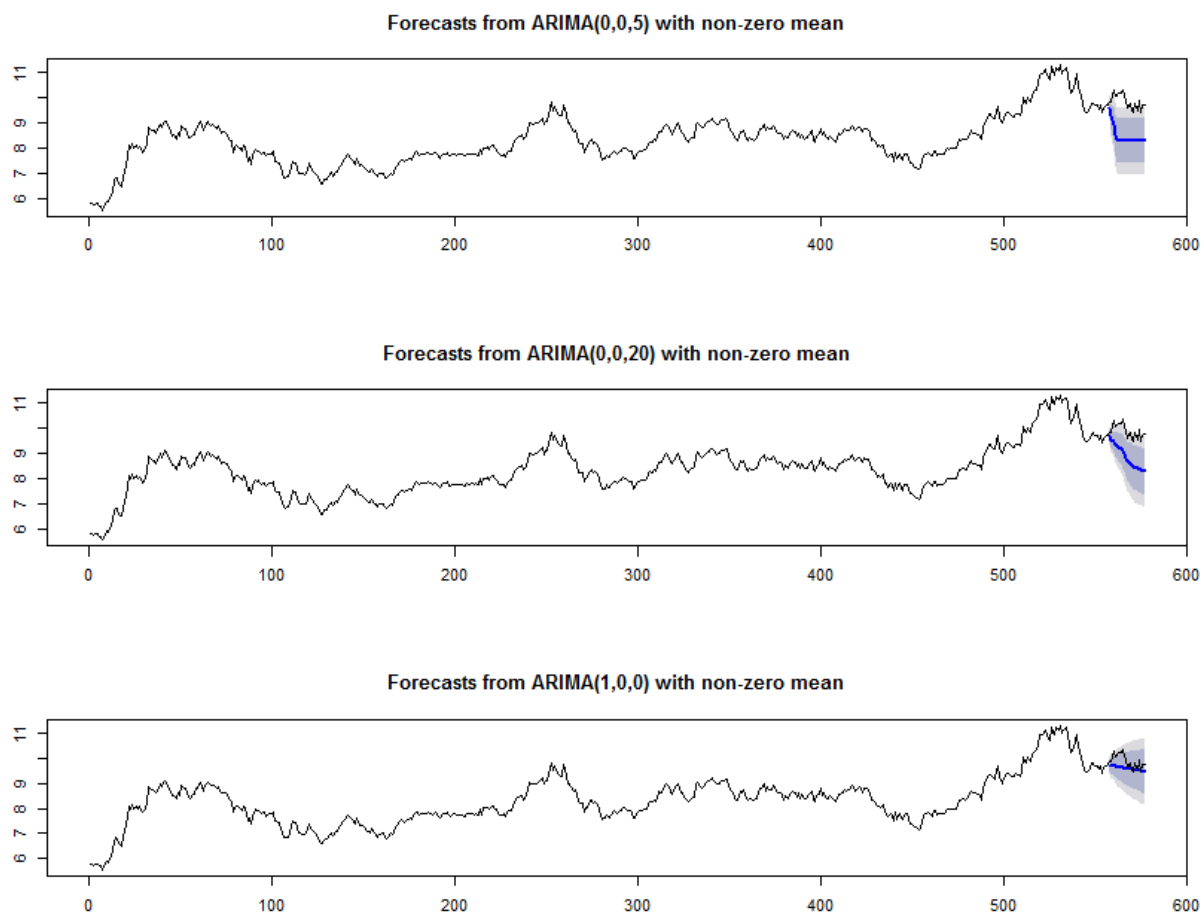


Figura 8 – Valores estimados versus valores realizados da ação BEMA3

Assim sendo, o melhor modelo ajustado para as cotações da ação BEMA3 posse ser definido como:

```

Coefficients:
      ar1  intercept
0.9907    8.1801
s.e. 0.0063    0.6367

```

Analogamente à esta análise, o mesmo aconteceu para as demais ações.

4.2.2 IDEIASNET - IDNT3

Com relação às cotações da a ação da empresa IdéiasNet, de acordo com a figura 4, há uma correlação negativa do preço da ação em função tempo. Ao serem analisados os correlogramas, bem como a distribuição dos dados após a aplicação do logaritmo e uma diferenciação, pode-se perceber que há uma forte correlação da última observação da cotação da ação com as 65 cotações anteriores, aproximadamente. Como esse comportamento de decaimento da correlação é lento

e muito similar a um comportamento exponencial, não descarta-se a possibilidade de um modelo auto-regressivo de ordem 1 AR(1) ser o melhor ajuste.

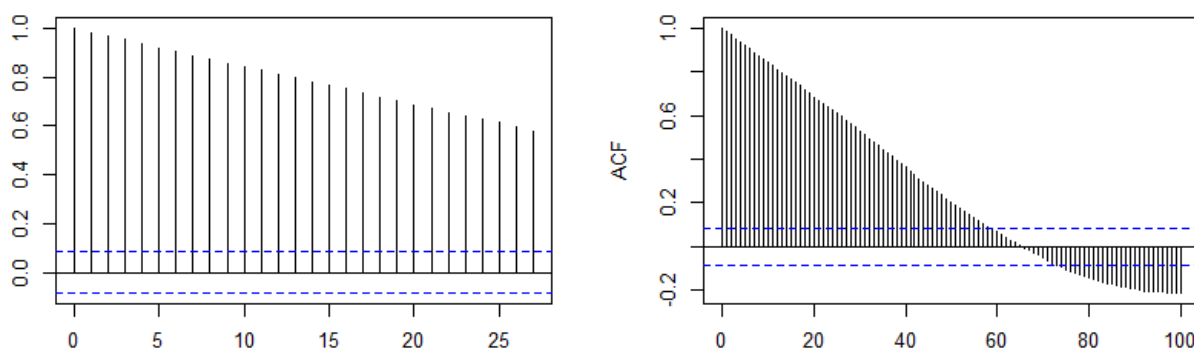


Figura 10 - Correlogramas de 30 e 100 períodos para o preço da ação IDNT3.

Ao aplicar-se logaritmo e diferenciação na série com o objetivo de se encontrar uma outra série, agora com comportamento estacionário. Os resultados foram os seguintes:

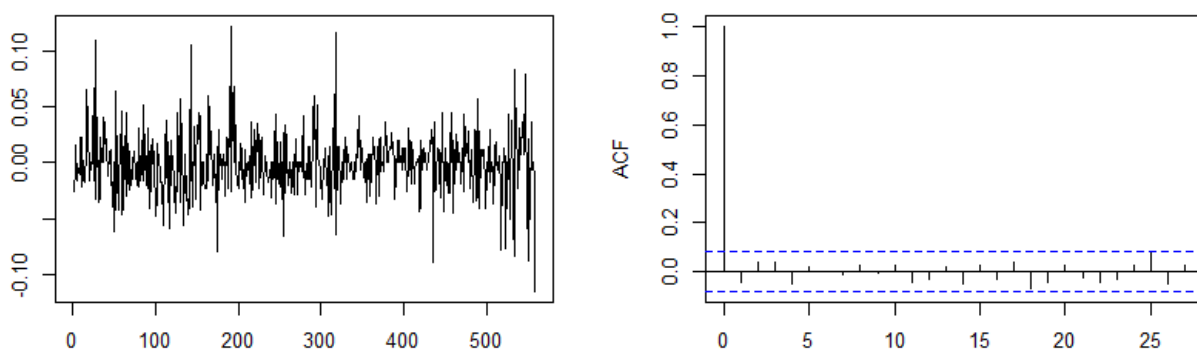


Figura 9 – Diferenciação da série e correlograma da diferenciação da ação IDNT3.

Com isso, evidencia-se que não se trata de uma série estacionária, pois mesmo após duas transformações (logaritmo e diferenciação), o histórico de preços da IDNT3 não apresenta uma homogeneidade em torno da média.

Para modelos 1, 2 e 3, descritos no início da sessão, foram ajustados aos dados, resultando nos seguintes valores de AIC: Modelo1: -1506.502; Modelo 2: -1828 e; Modelo 3: -1901.402. Com isso, tem-se que, para esse critério, o modelo Auto-Regressivo foi o melhor ajuste.

Agora faz-se necessária também a avaliação da distribuição dos resíduos dos modelos que, em teoria, deveriam seguir uma distribuição Normal com média zero.

Para tanto, são apresentados os gráficos da distribuição dos resíduos de acordo com os quantis teóricos da curva Normal.

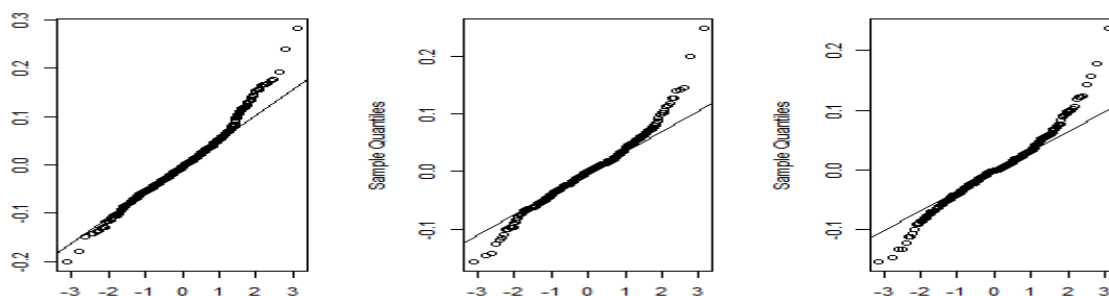


Figura 11 – Distribuição dos resíduos comparados com os quantis da curva Normal para a ação IDNT3

Quanto ao quesito normalidade dos resíduos, nenhum dos três modelos foi capaz de não rejeitar a hipótese de que os mesmos seguem uma distribuição normal de média zero. Quando aplicado o teste de normalidade de Shapiro-Wilk, resultou em p-valores significativos a um nível de 95% de confiança para a rejeição da hipótese de normalidade, sendo eles $1.082e-07$, $2.651e-09$ e $5.094e-10$ para os modelos 1, 2 e 3, respectivamente. Ainda, nos três casos, é claramente visível que isso se deve ao resíduos das extremidades, ou caldas, da distribuição.

Em seguida, são apresentados os resultados estimados para o mês de abril/2015, comparando-os com as cotações reais da ação. Na figura 12, visualmente pode-se avaliar que, embora não totalmente ajustado, o modelo Auto-Regressivo teve um ajuste melhor que os dois modelos Médias-Móveis.

Assim sendo, o melhor modelo ajustado para as cotações da ação IDNT3 posse ser definido como:

Coefficients:			
	ar1	ar2	intercept
	0.9544	0.0330	1.6112
s.e.	0.0428	0.0429	0.1284

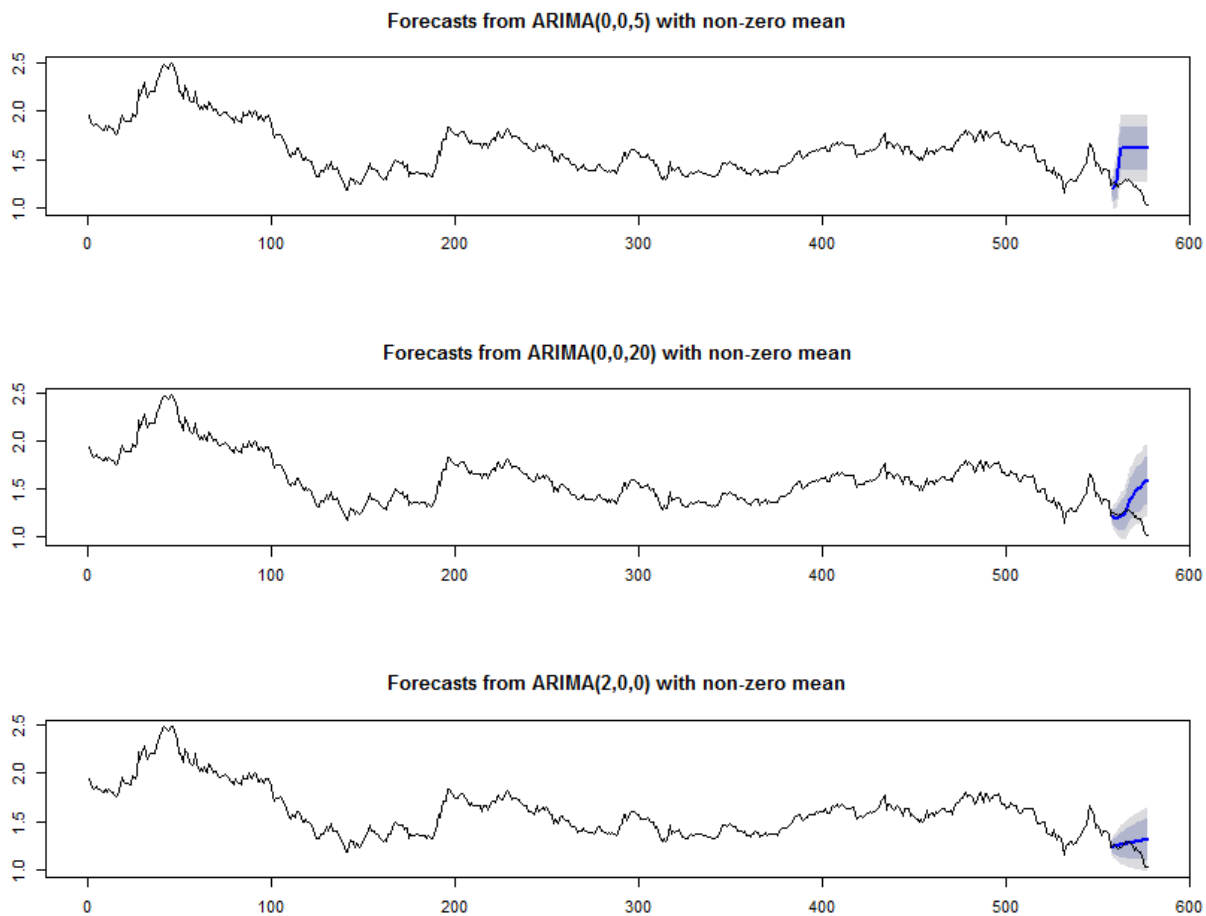


Figura 12 – Valores estimados versus valores realizados da ação IDNT3.

4.2.3 LINX - LINX3

Com relação às cotações da a ação da empresa Linx, de acordo com a figura 4, há uma correlação positiva do preço da ação em função tempo. Ao serem analisados os correlogramas, bem como a distribuição dos dados após a aplicação do logaritmo e uma diferenciação, pode-se perceber que há uma forte correlação da última observação da cotação da ação mais de 100 cotações anteriores.

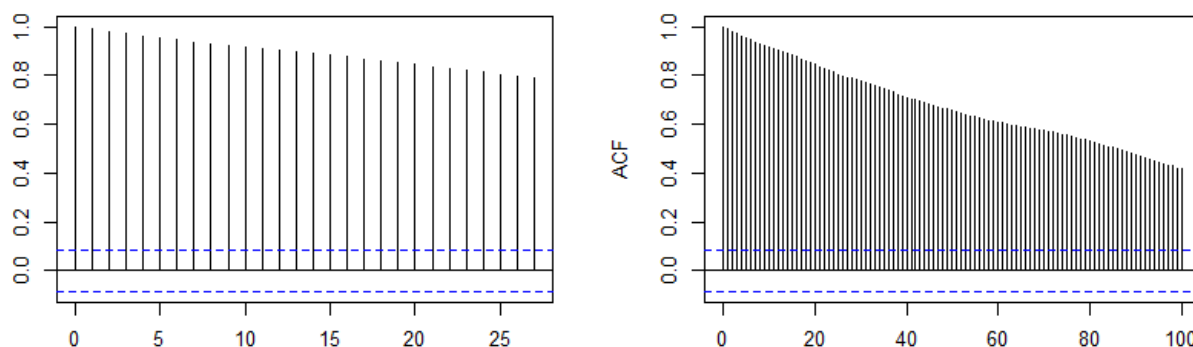


Figura 13 - Correlogramas de 30 e 100 períodos para o preço da ação LINX3.

. Ao aplicar-se logaritmo e diferenciação na série com o objetivo de se encontrar uma outra série, agora com comportamento estacionário. Os resultados foram os seguintes:

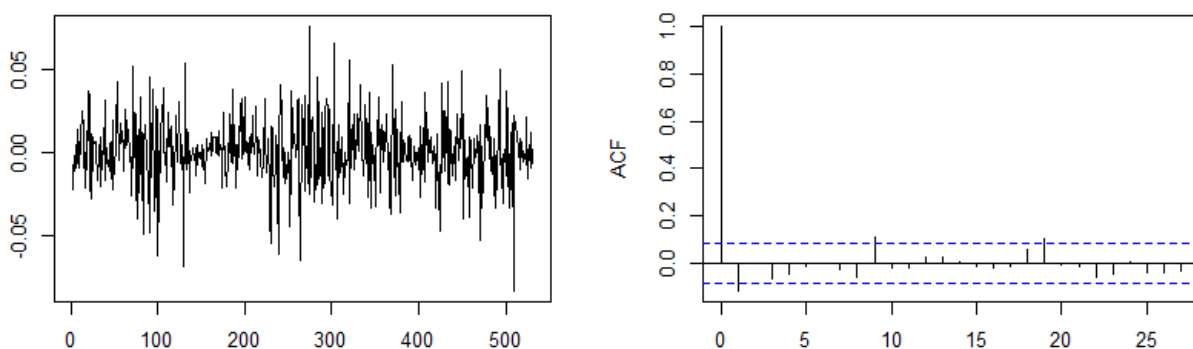


Figura 14 – Diferenciação da série e correlograma da diferenciação da ação LINX3.

Com isso, evidencia-se que não se trata de uma série estacionária, pois mesmo após duas transformações (logaritmo e diferenciação), o histórico de preços da LINX3 não apresenta uma homogeneidade em torno da média.

Para modelos 1, 2 e 3, descritos no início da sessão, foram ajustados aos dados, resultando nos seguintes valores de AIC: Modelo1: 1927.156; Modelo 2: 1509.402 e; Modelo 3: 1374.686. Com isso, tem-se que, para esse critério, o modelo Auto-Regressivo foi o melhor ajuste.

Agora faz-se necessária também a avaliação da distribuição dos resíduos dos modelos que, em teoria, deveriam seguir uma distribuição Normal com média zero.

Para tanto, são apresentados os gráficos da distribuição dos resíduos de acordo com os quantis teóricos da curva Normal.

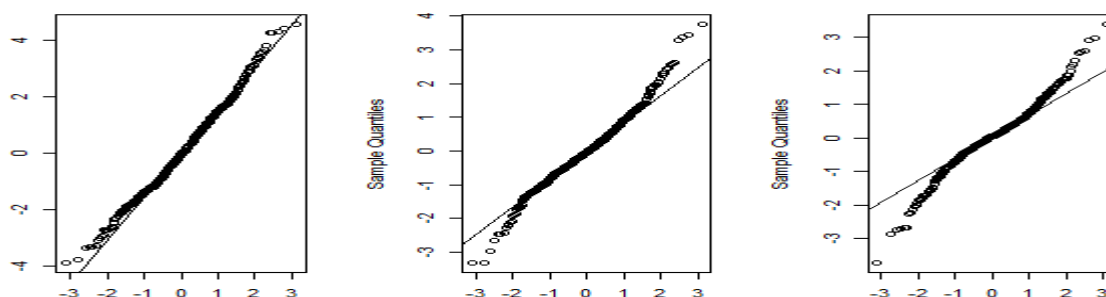


Figura 15 – Distribuição dos resíduos comparados com os quantis da curva Normal para a ação LINX3.

Quanto ao quesito normalidade dos resíduos, nenhum dos três modelos foi capaz de não rejeitar a hipótese de que os mesmos seguem uma distribuição normal de média zero. Quando aplicado o teste de normalidade de Shapiro-Wilk, resultou em p-valores significativos a um nível de 95% de confiança para a rejeição da hipótese de normalidade, sendo eles 0.01307, 2.876e-06 e 1.446e-08 para os modelos 1, 2 e 3, respectivamente. Ainda, nos três casos, é claramente visível que isso se deve ao resíduos das extremidades, ou caldas, da distribuição.

Por fim, são apresentados os resultados estimados para o mês de abril/2015, comparando-os com as cotações reais da ação. Na figura 16, visualmente pode-se avaliar que, embora todas as previsões estejam dentro do intervalo de 95% de confiança, o modelo Auto-Regressivo teve um ajuste melhor que os dois modelos Médias-Móveis.

Assim sendo, o melhor modelo ajustado para as cotações da ação LINX3 posse ser definido como:

Coefficients:			
	ar1	ar2	intercept
	0.8848	0.1088	42.5754
s.e.	0.0431	0.0432	4.6528

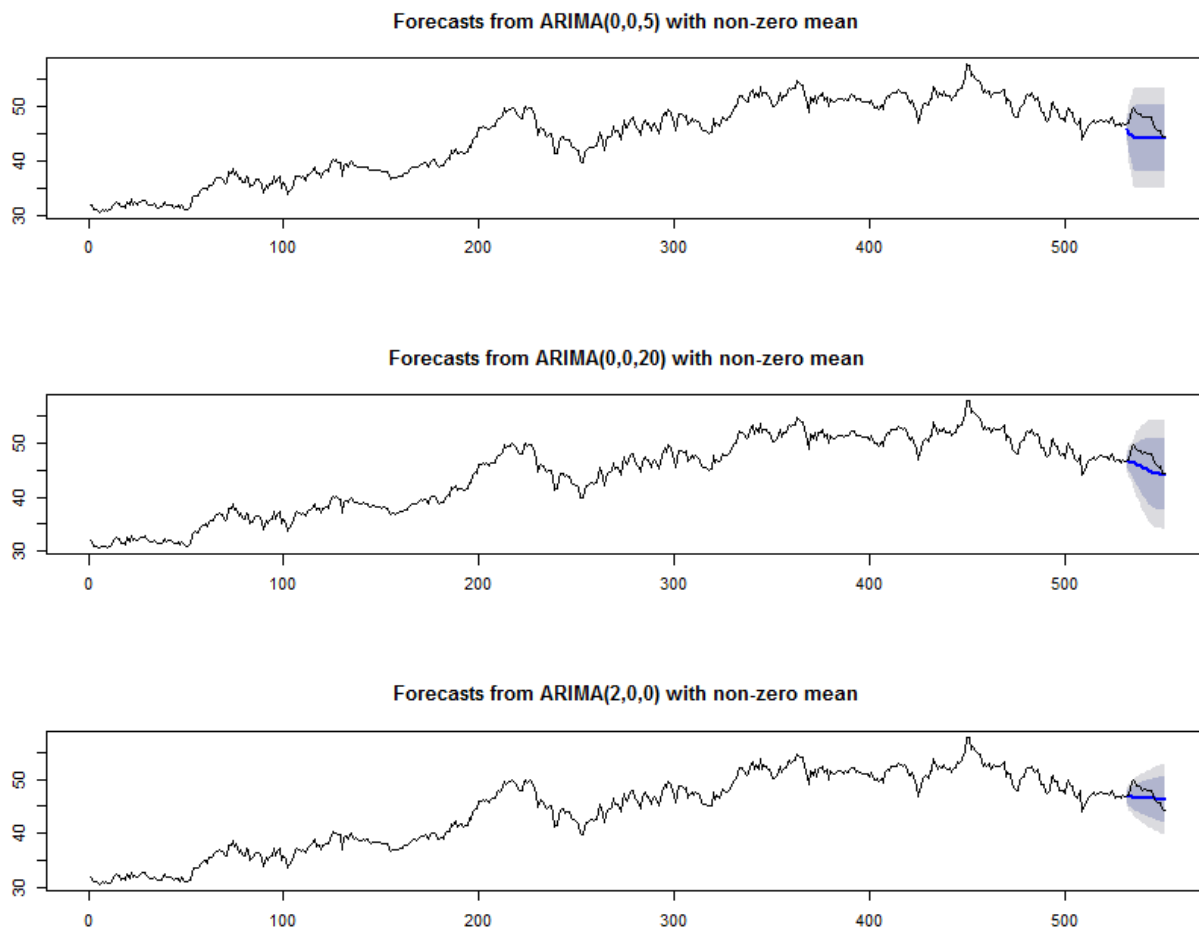


Figura 16 – Valores estimados versus valores realizados da ação LINX3.

4.2.4 POSITIVO INFORMÁTICA – POSI3

Com relação às cotações da a ação da empresa Posivito Informática, de acordo com a figura 4, há uma correlação negativa do preço da ação em função tempo. Ao serem analisados os correlogramas, bem como a distribuição dos dados após a aplicação do logaritmo e uma diferenciação, pode-se perceber que há uma forte correlação da última observação da cotação da ação mais de 100 cotações anteriores.

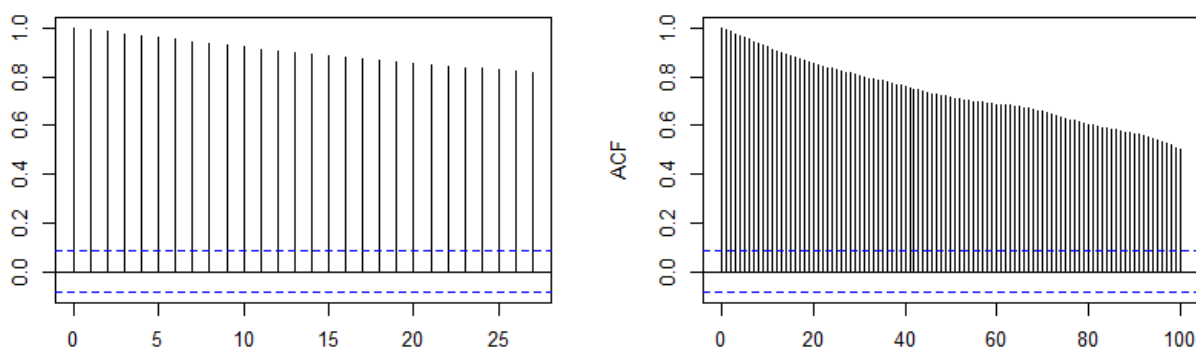


Figura 17 - Correlogramas de 30 e 100 períodos para o preço da ação POSI3.

. Ao aplicar-se logaritmo e diferenciação na série com o objetivo de se encontrar uma outra série, agora com comportamento estacionário. Os resultados foram os seguintes:

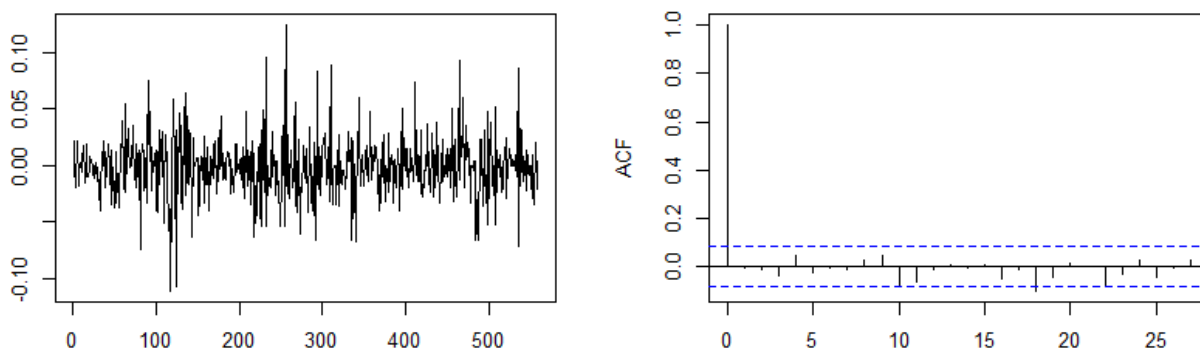


Figura 18 – Diferenciação da série e correlograma da diferenciação da ação POSI3.

Com isso, evidencia-se que não se trata de uma série estacionária, pois mesmo após duas transformações (logaritmo e diferenciação), o histórico de preços da POSI3 não apresenta uma homogeneidade em torno da média.

Para modelos 1, 2 e 3, descritos no início da sessão, foram ajustados aos dados, resultando nos seguintes valores de AIC: Modelo1: -390.9755; Modelo 2: -993.3825 e; Modelo 3: -1147.161. Com isso, tem-se que, para esse critério, o modelo Auto-Regressivo foi o melhor ajuste.

Agora faz-se necessária também a avaliação da distribuição dos resíduos dos modelos que, em teoria, deveriam seguir uma distribuição Normal com média zero. Para tanto, são apresentados os gráficos da distribuição dos resíduos de acordo com os quantis teóricos da curva Normal.

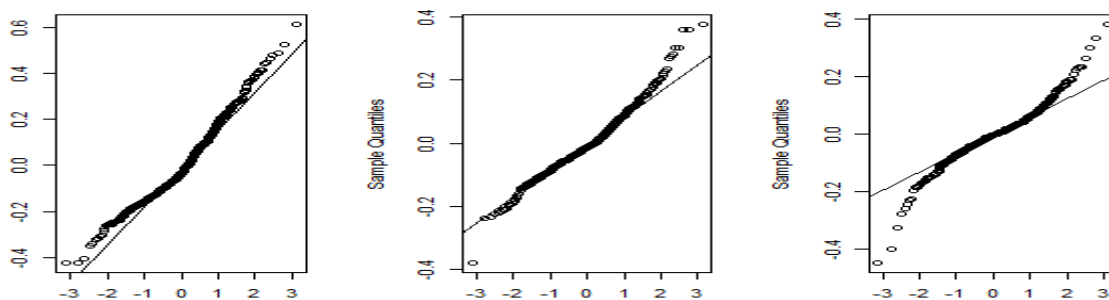


Figura 19 – Distribuição dos resíduos comparados com os quantis da curva Normal para a ação POSI3.

Quanto ao quesito normalidade dos resíduos, nenhum dos três modelos foi capaz de não rejeitar a hipótese de que os mesmos seguem uma distribuição normal de média zero. Quando aplicado o teste de normalidade de Shapiro-Wilk, resultou em p-valores significativos a um nível de 95% de confiança para a rejeição da hipótese de normalidade, sendo eles $7.158e-09$, $3.967e-08$ e $1.756e-12$ para os modelos 1, 2 e 3, respectivamente. Ainda, nos três casos, é claramente visível que isso se deve ao resíduos das extremidades, ou caldas, da distribuição.

Por fim, são apresentados os resultados estimados para o mês de abril/2015, comparando-os com as cotações reais da ação. Na figura 20, visualmente pode-se avaliar que, embora todas as previsões estejam dentro do intervalo de 95% de confiança, o modelo Auto-Regressivo teve um ajuste melhor que os dois modelos Médias-Móveis.

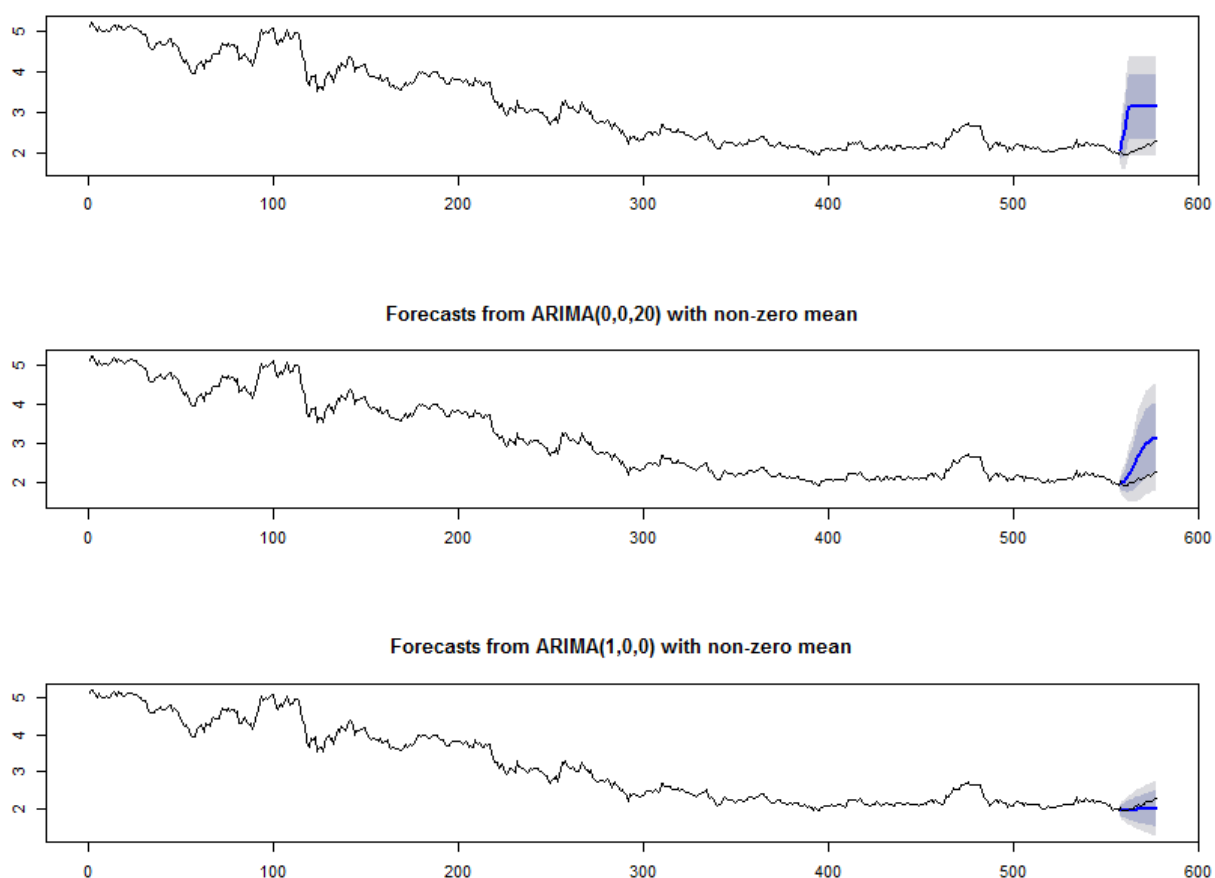


Figura 20 – Valores estimados versus valores realizados da ação POSI3.

Assim sendo, o melhor modelo ajustado para as cotações da ação POSI3 posse ser definido como:

```
Coefficients:
      ar1  intercept
      0.9980    3.1562
s.e.    0.0023    1.0955
```

4.2.5 SENIOR SOL – SNSL3

Com relação às cotações da a ação da empresa Senior Sol, de acordo com a figura 4, há uma correlação positiva do preço da ação em função tempo, apesar da grande instabilidade. Ao serem analisados os correlogramas, bem como a distribuição dos dados após a aplicação do logaritmo e uma diferenciação, pode-se perceber que há uma forte correlação da última observação da cotação da ação mais de 100 cotações anteriores.

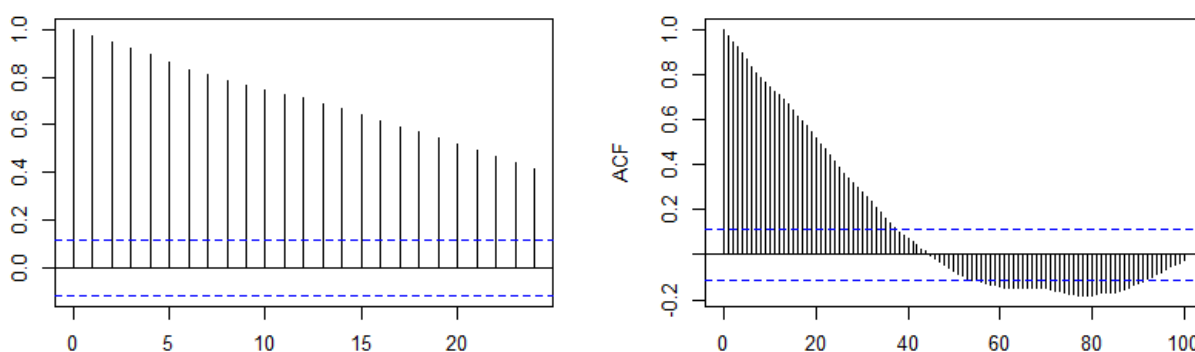


Figura 21 - Correlogramas de 30 e 100 períodos para o preço da ação SNSL3.

. Ao aplicar-se logaritmo e diferenciação na série com o objetivo de se encontrar uma outra série, agora com comportamento estacionário. Os resultados foram os seguintes:

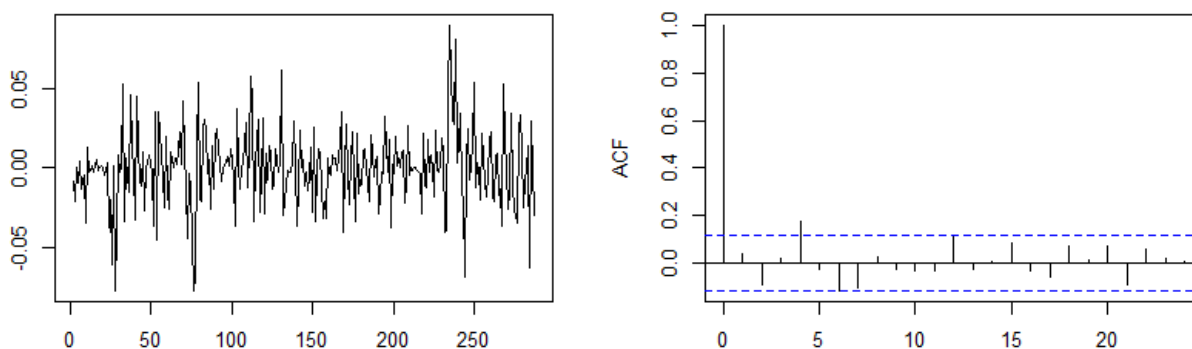


Figura 22 – Diferenciação da série e correlograma da diferenciação da ação SNSL3.

Com isso, evidencia-se que não se trata de uma série estacionária, pois mesmo após duas transformações (logaritmo e diferenciação), o histórico de preços da SNSL3 não apresenta uma homogeneidade em torno da média.

Para modelos 1, 2 e 3, descritos no início da sessão, foram ajustados aos dados, resultando nos seguintes valores de AIC: Modelo1: 86.06323; Modelo 2: -53.41975 e; Modelo 3: -73.06355. Com isso, tem-se que, para esse critério, o modelo Auto-Regressivo foi o melhor ajuste.

Agora faz-se necessária também a avaliação da distribuição dos resíduos dos modelos que, em teoria, deveriam seguir uma distribuição Normal com média zero. Para tanto, são apresentados os gráficos da distribuição dos resíduos de acordo com os quantis teóricos da curva Normal.

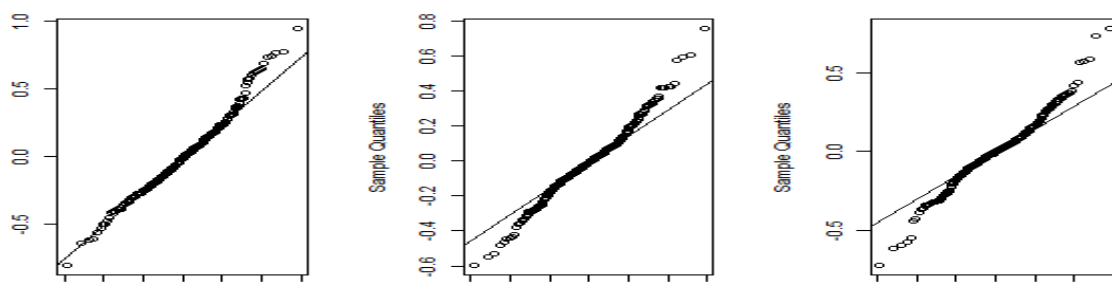


Figura 23 – Distribuição dos resíduos comparados com os quantis da curva Normal para a ação SNSL3.

Quanto ao quesito normalidade dos resíduos, nenhum dos três modelos foi capaz de não rejeitar a hipótese de que os mesmos seguem uma distribuição normal de média zero. Quando aplicado o teste de normalidade de Shapiro-Wilk, resultou em p-valores significativos a um nível de 95% de confiança para a rejeição da hipótese de normalidade, sendo eles 0.0005088, 0.002657 e 3.821e-05 para os modelos 1, 2 e 3, respectivamente. Ainda, nos três casos, é claramente visível que isso se deve ao resíduos das extremidades, ou caldas, da distribuição.

Por fim, são apresentados os resultados estimados para o mês de abril/2015, comparando-os com as cotações reais da ação. Na figura 16, visualmente pode-se avaliar que, embora todas as previsões estejam dentro do intervalo de 95% de confiança, o modelo Auto-Regressivo teve um ajuste melhor que os dois modelos Médias-Móveis.

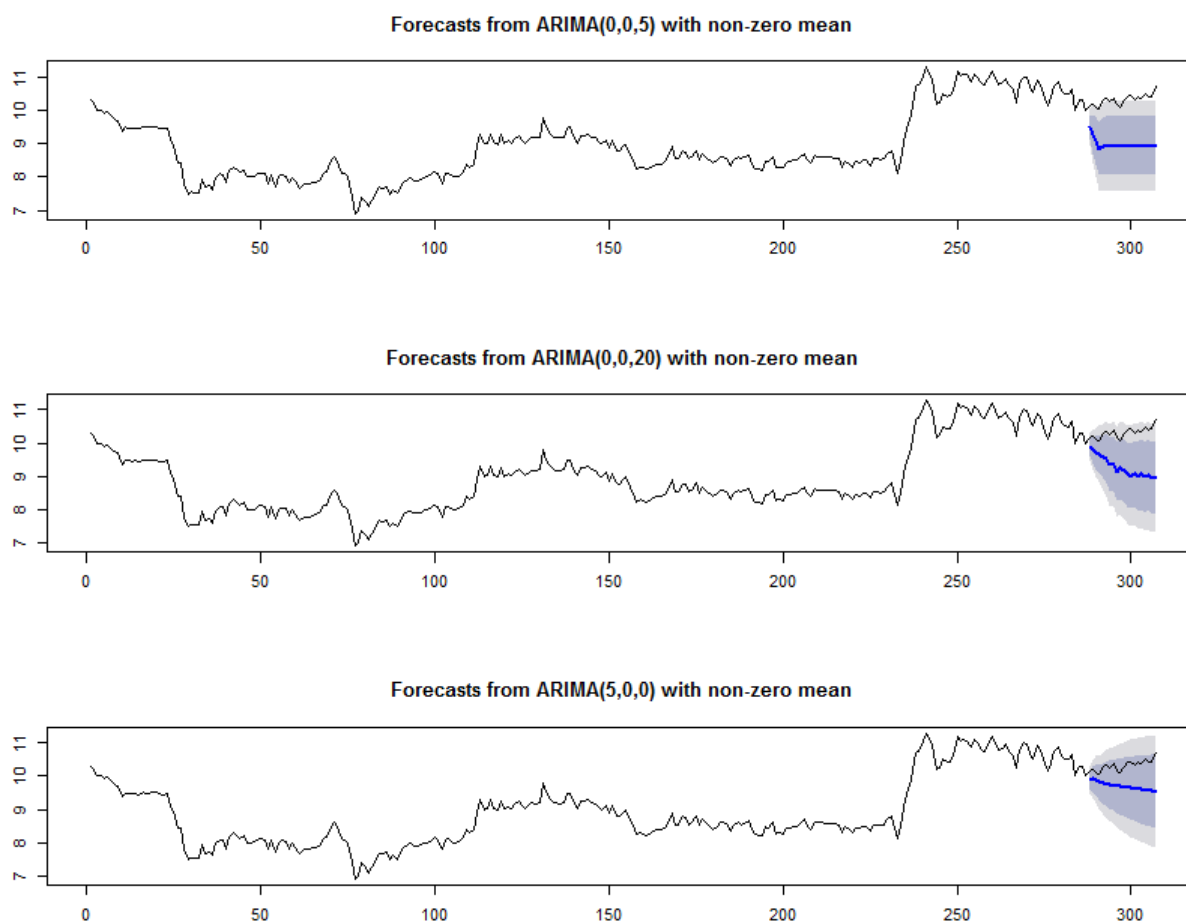


Figura 24 – Valores estimados versus valores realizados da ação SNLS3.

Assim sendo, o melhor modelo ajustado para as cotações da ação SNLS3 posse ser definido como:

Coefficients:						
	ar1	ar2	ar3	ar4	ar5	intercept
	1.0287	-0.1221	0.0945	0.1488	-0.1741	9.1366
s.e.	0.0581	0.0836	0.0839	0.0852	0.0595	0.4674

4.2.6 TELEBRAS – TELB3

Com relação às cotações da a ação da Telebras, de acordo com a figura 4, há uma correlação negativa do preço da ação em função tempo. Ao serem analisados os correlogramas, bem como a distribuição dos dados após a aplicação do logaritmo e uma diferenciação, pode-se perceber que há uma forte correlação da última observação da cotação da ação mais de 60 cotações anteriores.

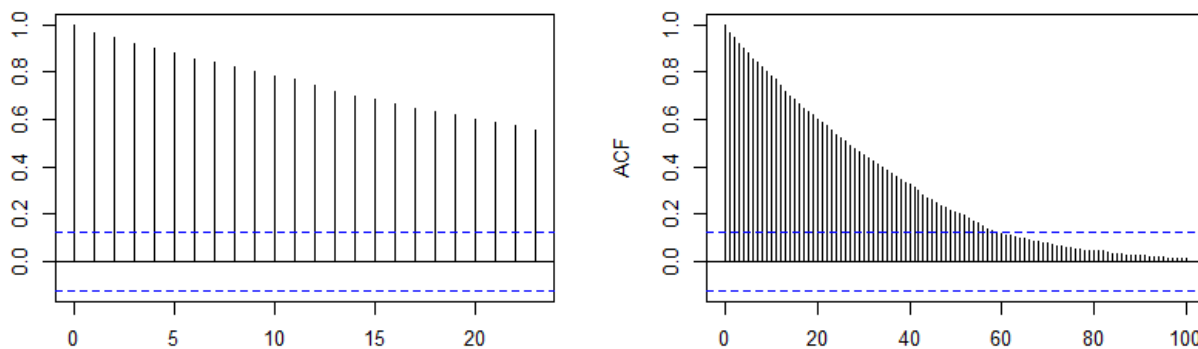


Figura 26 - Correlogramas de 30 e 100 períodos para o preço da ação TELB3.

. Ao aplicar-se logaritmo e diferenciação na série com o objetivo de se encontrar uma outra série, agora com comportamento estacionário. Os resultados foram os seguintes:

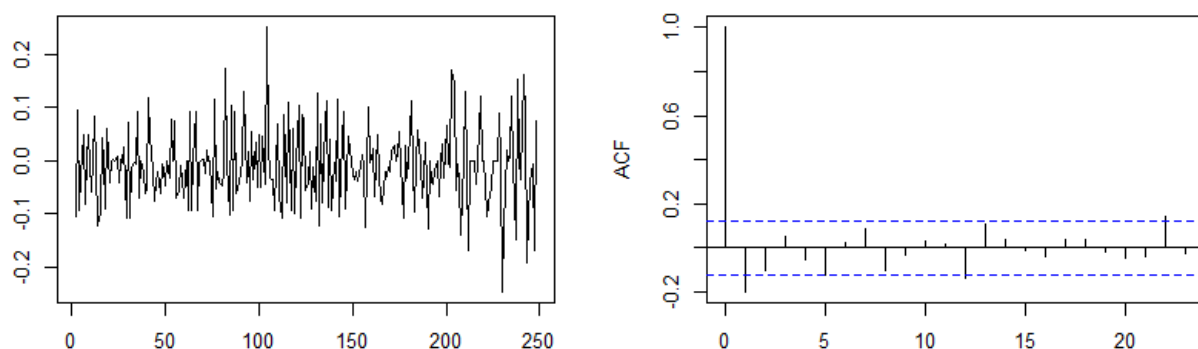


Figura 25 – Diferenciação da série e correlograma da diferenciação da ação TELB3.

Com isso, evidencia-se que não se trata de uma série estacionária, pois mesmo após duas transformações (logaritmo e diferenciação), o histórico de preços da TELB3 não apresenta uma homogeneidade em torno da média.

Para modelos 1, 2 e 3, descritos no início da sessão, foram ajustados aos dados, resultando nos seguintes valores de AIC: Modelo1: 459.8562; Modelo 2: 264.0964 e; Modelo 3: 197.7373. Com isso, tem-se que, para esse critério, o modelo Auto-Regressivo foi o melhor ajuste.

Agora faz-se necessária também a avaliação da distribuição dos resíduos dos modelos que, em teoria, deveriam seguir uma distribuição Normal com média zero. Para tanto, são apresentados os gráficos da distribuição dos resíduos de acordo com os quantis teóricos da curva Normal.

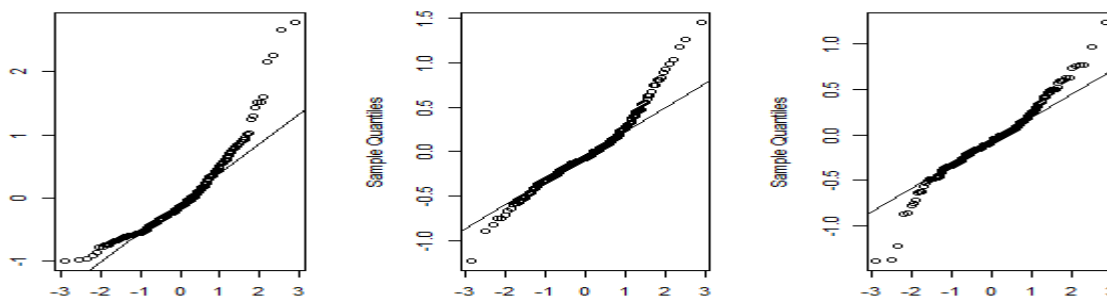


Figura 27 – Distribuição dos resíduos comparados com os quantis da curva Normal para a ação TELB3.

Quanto ao quesito normalidade dos resíduos, nenhum dos três modelos foi capaz de não rejeitar a hipótese de que os mesmos seguem uma distribuição normal de média zero. Quando aplicado o teste de normalidade de Shapiro-Wilk, resultou em p-valores significativos a um nível de 95% de confiança para a rejeição da hipótese de normalidade, sendo eles $1.461e-12$, $3.317e-07$ e $3.933e-06$ para os modelos 1, 2 e 3, respectivamente. Ainda, nos três casos, é claramente visível que isso se deve ao resíduos das extremidades, ou caldas, da distribuição.

Por fim, são apresentados os resultados estimados para o mês de abril/2015, comparando-os com as cotações reais da ação. Na figura 16, visualmente pode-se avaliar que, embora todas as previsões estejam dentro do intervalo de 95% de confiança, o modelo Auto-Regressivo teve um ajuste melhor que os dois modelos Médias-Móveis.

Assim sendo, o melhor modelo ajustado para as cotações da ação TELB3 posse ser definido como:

Coefficients:			
	ar1	ar2	intercept
	0.6959	0.3024	5.5719
s.e.	0.0622	0.0622	5.2770

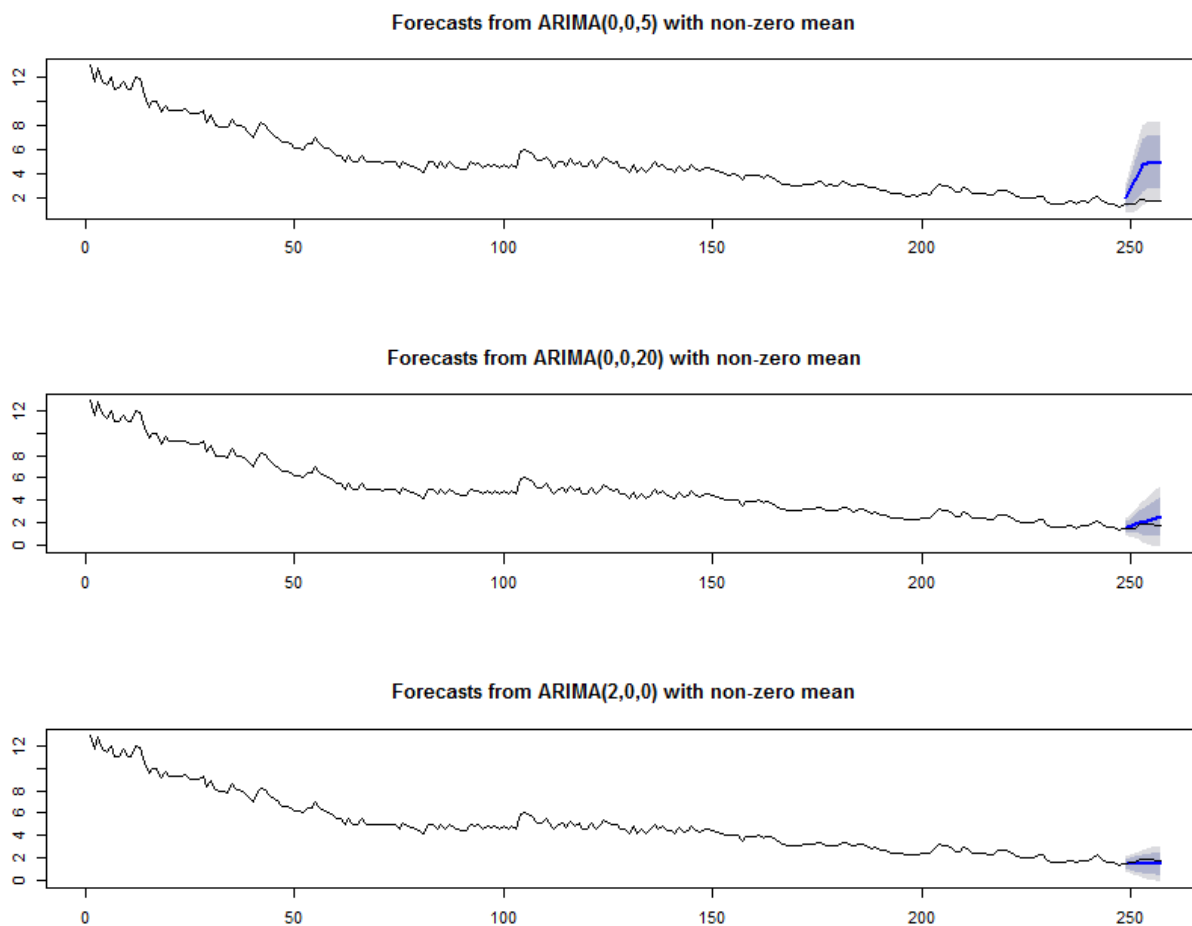


Figura 28 – Valores estimados versus valores realizados da ação TELB3.

4.2.7 TELEBRAS – TELB4

Com relação às cotações da a ação preferencial da Telebras, de acordo com a figura 4, há uma correlação negativa do preço da ação em função tempo. Ao serem analisados os correlogramas, bem como a distribuição dos dados após a aplicação do logaritmo e uma diferenciação, pode-se perceber que há uma forte correlação da última observação da cotação da ação mais de 100 cotações anteriores.

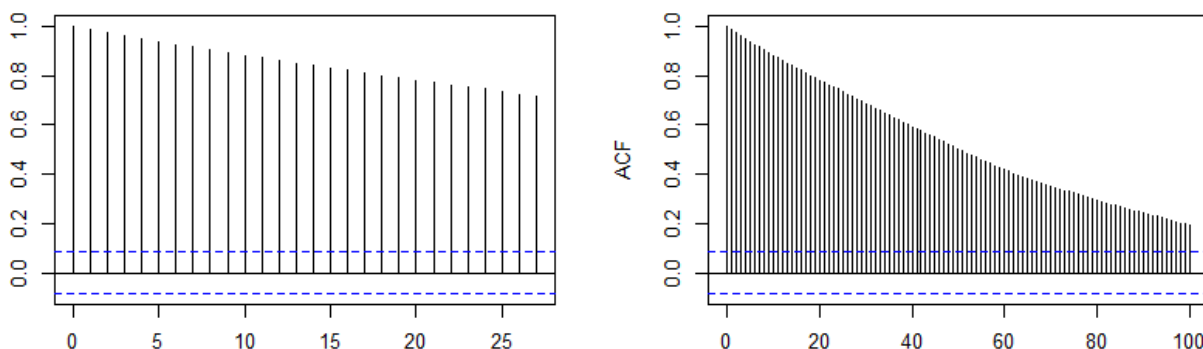


Figura 29 – Correlogramas de 30 e 100 períodos para o preço da ação TELB4.

. Ao aplicar-se logaritmo e diferenciação na série com o objetivo de se encontrar uma outra série, agora com comportamento estacionário. Os resultados foram os seguintes:

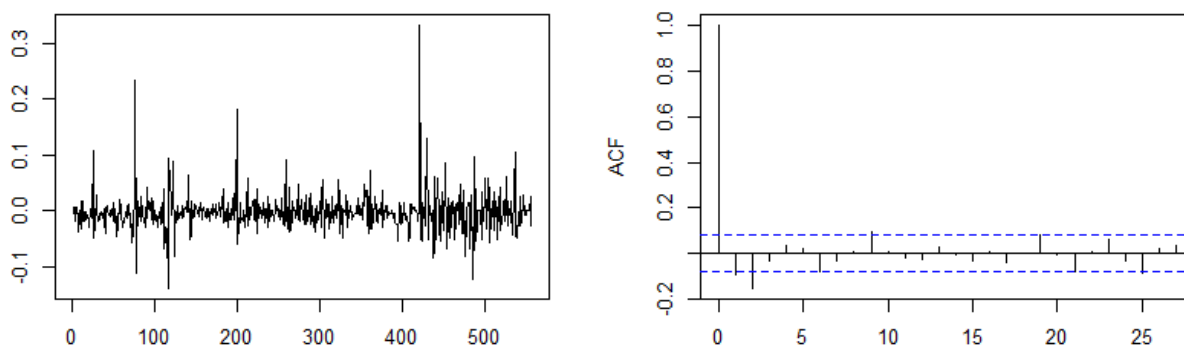


Figura 30 - Diferenciação da série e correlograma da diferenciação da ação TELB4.

Com isso, evidencia-se que não se trata de uma série estacionária, pois mesmo após duas transformações (logaritmo e diferenciação), o histórico de preços da TELB4 não apresenta uma homogeneidade em torno da média.

Para modelos 1, 2 e 3, descritos no início da sessão, foram ajustados aos dados, resultando nos seguintes valores de AIC: Modelo1: 22.67041; Modelo 2: -686.679 e; Modelo 3: -906.4472. Com isso, tem-se que, para esse critério, o modelo Auto-Regressivo foi o melhor ajuste.

Agora faz-se necessária também a avaliação da distribuição dos resíduos dos modelos que, em teoria, deveriam seguir uma distribuição Normal com média zero. Para tanto, são apresentados os gráficos da distribuição dos resíduos de acordo com os quantis teóricos da curva Normal.

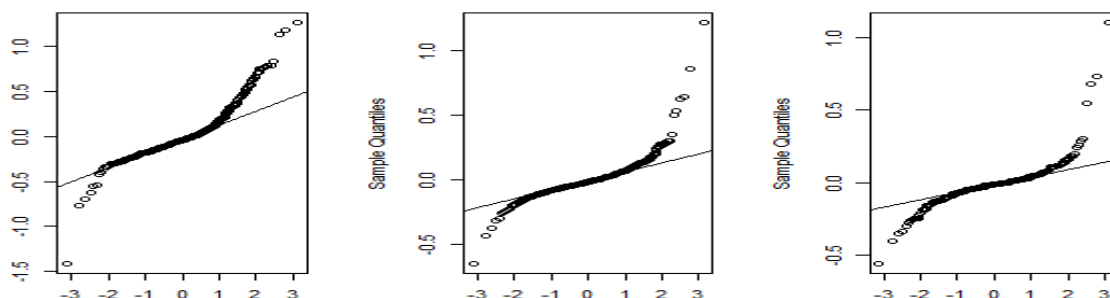


Figura 31 – Distribuição dos resíduos comparados com os quantis da curva Normal para a ação TELB4.

Quanto ao quesito normalidade dos resíduos, nenhum dos três modelos foi capaz de não rejeitar a hipótese de que os mesmos seguem uma distribuição normal de média zero. Quando aplicado o teste de normalidade de Shapiro-Wilk, resultou em p-valores significativos a um nível de 95% de confiança para a rejeição da hipótese de normalidade, sendo eles menores que $2.2e-16$ para os três modelos. Ainda, nos três casos, é claramente visível que isso se deve ao resíduos das extremidades, ou caudas, da distribuição.

Por fim, são apresentados os resultados estimados para o mês de abril/2015, comparando-os com as cotações reais da ação. Na figura 16, visualmente pode-se avaliar que, embora todas as previsões estejam dentro do intervalo de 95% de confiança, o modelo Auto-Regressivo teve um ajuste melhor que os dois modelos Médias-Móveis.

Assim sendo, o melhor modelo ajustado para as cotações da ação TELB4 posse ser definido como:

Coefficients:			
	ar1	ar2	intercept
	0.6959	0.3024	5.5719
s.e.	0.0622	0.0622	5.2770

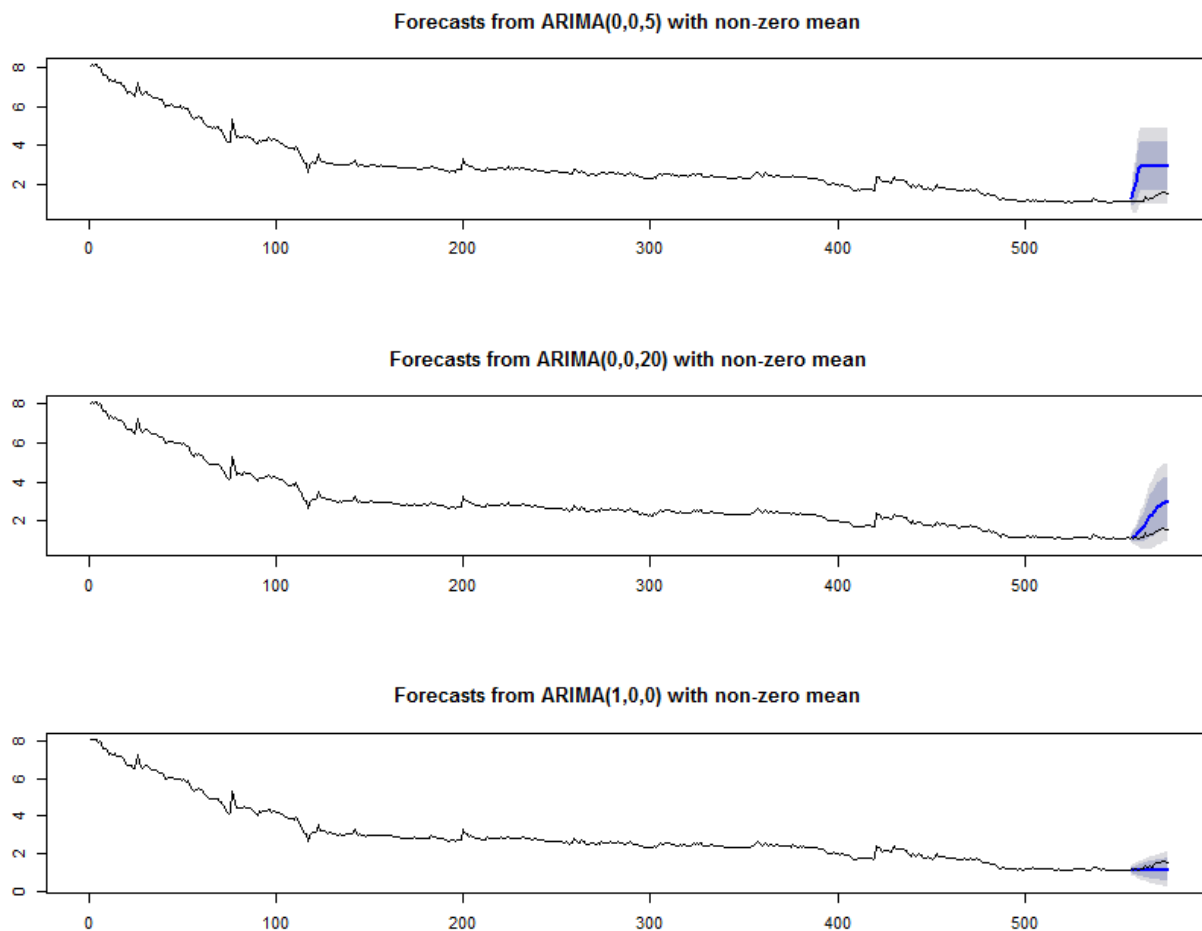


Figura 32 – Valores estimados versus valores realizados da ação TELB4.

4.2.8 TOTVS – TOTS3

Com relação às cotações da a ação da empresa Tovts, de acordo com a figura 4, há uma correlação negativa do preço da ação em função tempo além de vários períodos de instabilidade . Ao serem analisados os correlogramas, bem como a distribuição dos dados após a aplicação do logaritmo e uma diferenciação, pode-

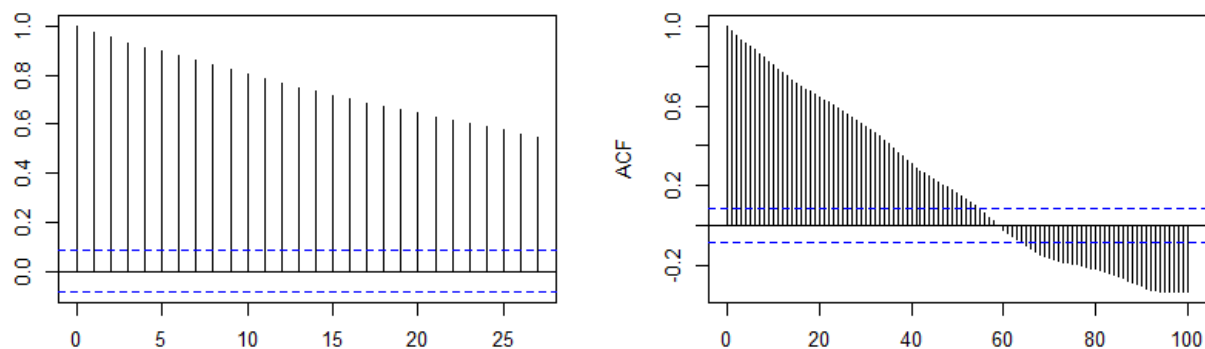


Figura 33 - Correlogramas de 30 e 100 períodos para o preço da ação TOTS3.

se perceber que há uma forte correlação da última observação da cotação da ação mais de 60 cotações anteriores, além de inverter o sentido da correlação após este período.

Ao aplicar-se logaritmo e diferenciação na série com o objetivo de se encontrar uma outra série, agora com comportamento estacionário. Os resultados foram os seguintes:

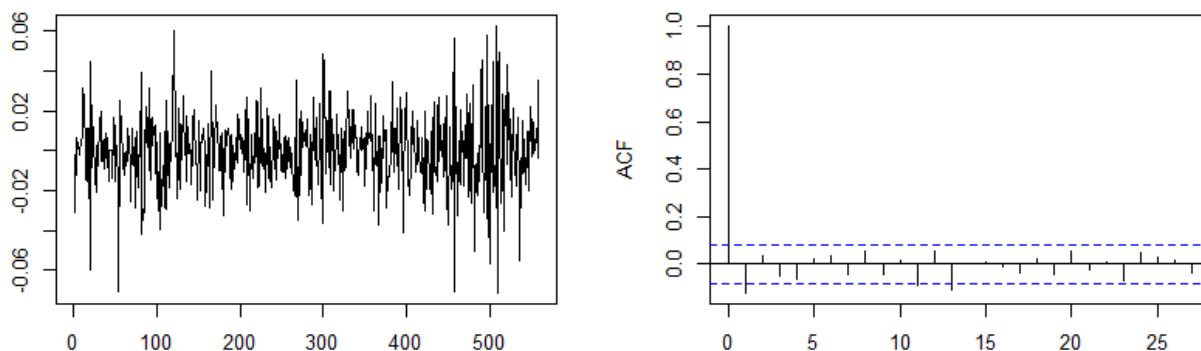


Figura 34 – Diferenciação da série e correlograma da diferenciação da ação TOTS3.

Com isso, evidencia-se que não se trata de uma série estacionária, pois mesmo após duas transformações (logaritmo e diferenciação), o histórico de preços da TOTS3 não apresenta uma homogeneidade em torno da média.

Para modelos 1, 2 e 3, descritos no início da sessão, foram ajustados aos dados, resultando nos seguintes valores de AIC: Modelo1: 1448.201; Modelo 2: 1193.751 e; Modelo 3: 1134.622. Com isso, tem-se que, para esse critério, o modelo Auto-Regressivo foi o melhor ajuste.

Agora faz-se necessária também a avaliação da distribuição dos resíduos dos modelos que, em teoria, deveriam seguir uma distribuição Normal com média zero.

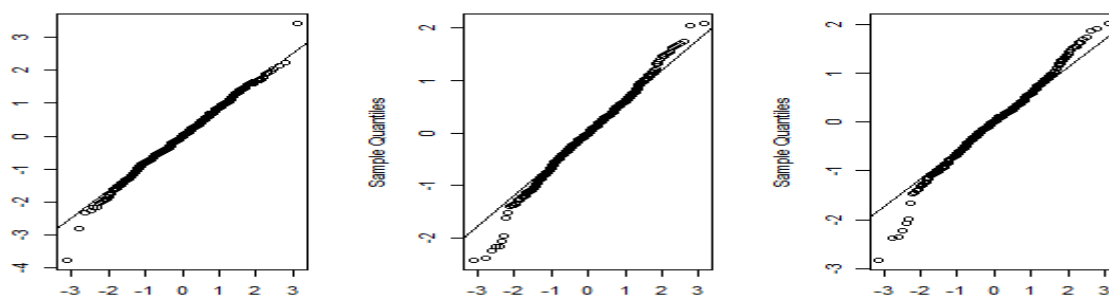


Figura 35 – Distribuição dos resíduos comparados com os quantis da curva Normal para a ação TOTS3.

Para tanto, são apresentados os gráficos da distribuição dos resíduos de acordo com os quantis teóricos da curva Normal.

Quanto ao quesito normalidade dos resíduos, nenhum dos três modelos foi capaz de não rejeitar a hipótese de que os mesmos seguem uma distribuição normal de média zero. Quando aplicado o teste de normalidade de Shapiro-Wilk, resultou em p-valores significativos a um nível de 95% de confiança para a rejeição da hipótese de normalidade, sendo eles 0.09225, 0.001556 e 0.0001294 para os modelos 1, 2 e 3, respectivamente. Ainda, nos três casos, é claramente visível que isso se deve ao resíduos das extremidades, ou caldas, da distribuição.

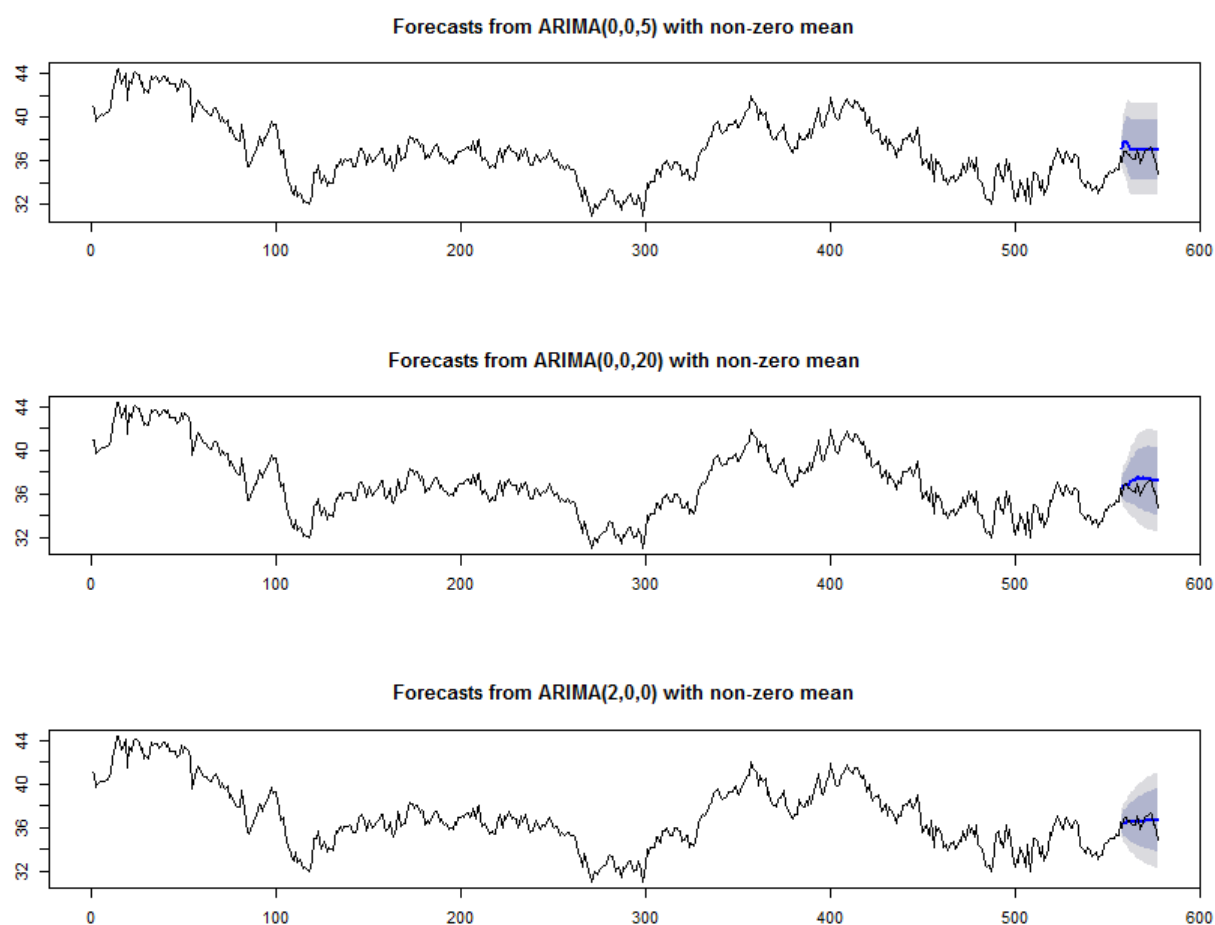


Figura 36 – Valores estimados versus valores realizados da ação TOTS3.

Por fim, são apresentados os resultados estimados para o mês de abril/2015, comparando-os com as cotações reais da ação. Na figura 16, visualmente pode-se avaliar que, embora todas as previsões estejam dentro do intervalo de 95% de

confiança, o modelo Auto-Regressivo teve um ajuste melhor que os dois modelos Médias-Móveis.

Assim sendo, o melhor modelo ajustado para as cotações da ação TOTS3 posse ser definido como:

Coefficients:			
	ar1	ar2	intercept
	0.8678	0.1097	37.2157
s.e.	0.0422	0.0422	1.1567

Em resumo, após a análise de todas as ações, foi possível observar que, de fato, os modelos Auto-Regressivos obtiveram os melhores ajustes para as cotações do setor de tecnologia da informação ao serem comparados com modelos Médias-Móveis de curto (5 dias) e longo prazo (20 dias).

Entretanto, como sugestão para pesquisas futuras, como foi possível observar através dos testes de normalidade dos resíduos dos modelos, todos rejeitaram a possibilidade de normalidade. Isso pode ser devido a algum componente aleatório não capturado pelos modelos.

Com base nos resultados apresentados, o quadro resumo a seguir foi construído, citando a ação, os modelos ajustados, bem como seus respectivos AICs, distribuição dos resíduos e qualidade das estimativas quando comparadas com os valores reais. Assim sendo, pode-se observar ainda que os modelos que consideram fatores auto-regressivos mostraram-se mais adequados. Já os modelos considerando médias móveis tanto de curto prazo (5 dias) quanto de longo prazo (20 dias) não foram tão eficazes, por não serem tão precisos ao gerar estimativas para valores de cotações futuras.

Ação	Modelo	AIC	Resíduos normais?	Valores reais no intervalo 80%?	Valores reais no intervalo 95%?	Melhor ajuste entre os três?
BEMA3	MM5	-44.9	Não	Não	Não	Não
	MM20	-361.1	Não	Não	Sim	Não
	AR1	-420.2	Não	Sim	Sim	Sim
IDNT3	MM5	-1506.5	Não	Não	Não	Não
	MM20	-1828.0	Não	Não	Sim	Não
	AR2	-1901.4	Não	Não	Sim	Sim
LINX3	MM5	1927.2	Não	Sim	Sim	Não
	MM20	1509.4	Não	Sim	Sim	Não
	AR2	1374.7	Não	Sim	Sim	Sim
POSI3	MM5	-391.0	Não	Não	Não	Não
	MM20	-993.4	Não	Sim	Sim	Não
	AR1	-1147.2	Não	Sim	Sim	Sim
SNSL3	MM5	86.1	Não	Não	Não	Não
	MM20	-53.4	Não	Não	Sim	Não
	AR5	-73.1	Não	Sim	Sim	Sim
TELB3	MM5	459.9	Não	Não	Não	Não
	MM20	264.1	Não	Sim	Sim	Não
	AR2	197.7	Não	Sim	Sim	Sim
TELB4	MM5	22.7	Não	Não	Sim	Não
	MM20	-686.7	Não	Sim	Sim	Não
	AR1	-906.4	Não	Não	Sim	Sim
TOTS3	MM5	1448.2	Sim	Sim	Sim	Não
	MM20	1193.8	Não	Sim	Sim	Não
	AR2	1134.6	Não	Sim	Sim	Sim

Quadro 1 – Resumo dos ajustes por ação

5. CONCLUSÃO

Com o intuito de utilizar- ajuste de modelos médias-móveis e auto-regressivos para previsão de cotações das ações selecionadas, embora com bons resultados, a variância dos resíduos mostrou-se heterogênea ao longo dos períodos do tempo para as duas classes de modelos, Isso indica que há características ainda não capturadas, abrindo espaço para modelos com melhores ajustes. Mesmo diante desse obstáculo, as comparações foram levadas adiante.

Assim sendo, ao comparar-se os modelos ajustados, verificou-se que modelos que consideram fatores auto-regressivos mostraram-se mais adequados, pelo menos para as ações do setor de tecnologia da informação da Bolsa de Valores de São Paulo, ao passo que modelos considerando médias móveis tanto de curto prazo (5 dias) quanto de longo prazo (20 dias) não foram tão eficazes, pois suas previsões não foram tão precisas quando comparadas com as cotações recentes para as ações do setor, além de resultarem em piores medidas de ajuste, utilizando como indicador o Critério de Informação de Akaike.

6. REFERÊNCIAS

BM&FBOVESPA. **Mercado de Capitais: Introdução**. São Paulo: Bolsa de Valores de São Paulo, 2008.

BRUNI, Adriano Leal; FAMÁ, Rubens. **Eficiência, previsibilidade dos preços e anomalias em mercados de capitais: Teoria e evidências**. Caderno de Pesquisas em Administração, São Paulo, v.1, n. 7, 2 trim. 1998.

CAMARGOS, Marcos Antonio de.; BARBOSA, Francisco Vidal. **Teoria e eficiência informacional do mercado de capitais brasileiro**. Caderno de Pesquisas em Administração, São Paulo, v.10, n. 1, jan/mar 2003.

EHLERS, R. S. **Análise de séries temporais**. Universidade de São Paulo, 2009. Disponível em: <http://www.icmc.usp.br/~ehlers/stemp/>. Acesso em: 02/maio/2015.

FAMA, E. F. **Efficient markets: A review of theory and empirical work**. The Journal of Finance, p. 383-417, 1970.

GONÇALVES, F. **Aprenda a analisar e investir em ações na Bolsa de Valores: usando análise gráfica e fundamentalista**. Rio de Janeiro, Ciência Moderna Ltda., 320 p. 2008.

INFOMONEY. **Médias móveis: saiba como funcionam e como utilizar este indicador**. 2015. Disponível em: <http://www.infomoney.com.br/educacao/guias/noticia/365152/medias-moveis-saiba-como-funcionam-como-utilizar-este-indicador>. Acesso em: 02/maio/2015.

INVESTOR HOME. **Historical stock market anomalies**. 1998. Disponível em <http://www.investorhome.com/anomaly.htm>. Acesso em: 02/maio/2015.

LUCENA, Pierre; MOTTA, Luiz Felipe Jacques da. **Aplicação de um novo modelo de análise de risco na Bovespa: o D-CAPM**. Revista Eletrônica de Administração, 41. ed, v.10, n. 5, set/out 2004.

LUCENA, Pierre; PINTO, Antonio Carlos Figueiredo. **Anomalias no mercado de ações brasileiro: Uma modificação no modelo de Fama e French**. RAC- Eletrônica, Curitiba, v.2, art. 9, p.509-530, set/dez 2008.

MAGALHÃES, Marcos Nascimento; LIMA, Antonio Carlos Pedroso de. **Noções de Probabilidade e Estatística**. 7. ed. São Paulo: EdUsp, 2010.

MOTULSKY, H.; CHRISTOPOULOS, A. **Fitting Models to Biological Data Using Linear and Nonlinear Regression: A Practical Guide to Curve Fitting**. Oxford University Press, 2004. Disponível em: <http://books.google.com.br/books?id=tlsh56pl01C>.

NORONHA, M.. **Análise técnica: teorias, ferramentas, estratégias**. Rio de Janeiro, Editec, 354 p., 2003.

PAULA, Anderson de; TRICHES, Divanildo. **O mercado acionário e o desempenho dos ativos financeiros no Brasil com emprego da análise técnica**. *Perspectiva Econômica*, v. 6, n. 1:37-62, jan/jun 2010. ISSN 1808-575X.

PENTEADO, Marco Antonio de Barros. **Uma avaliação estatística da análise gráfica no mercado de ações brasileiro à luz da teoria dos mercados eficientes e das finanças comportamentais**. Universidade de São Paulo, São Paulo, 2003.

ROUSSAS, George. **An Introduction to Probability and Statistical Inference**. 1. ed. San Diego: Academic Press, 2003.

SEBER, George A. F.; LEE, Alan J. **Linear Regression Analysis**. 2. ed. Auckland: Wiley Interscience, 2003.

SHUMWAY, Robert H.; STOFFER, David S. **Time Series Analysis and Its Applications: With R Examples**. 3. ed. Pittsburgh: Springer, 2011.

7. ANEXOS

Código R para análise de uma ação

```

bema3 <- read.delim("C:/Users/Raul/Desktop/databases/bema3.txt") #base sem abril/2015
bema3t<- (read.delim("C:/Users/Raul/Desktop/databases/bema3t.txt"))#base com abril/2015
x = ts(bema3)
xt = ts(bema3t) plot(x)
par(mfrow=c(2,2))
acf(x)
acf(x,lag.max=100)
#acf(x,lag.max=200)
plot(diff(log(x)))
acf(diff(log(x)))
dev.off()

# Modelos
m = ar(x,aic=T)
ma5 = arima(x,order = c(0,0,5))
ma20 = arima(x,order = c(0,0,20))
ar = arima(x,order = c(m$order,0,0))
AIC(ma5)
AIC(ma20)
AIC(ar)
# Melhor modelo por AIC
min(AIC(ma5), AIC(ma20), AIC(ar))
# Teste de normalidade de Shapiro-Wilk
shapiro.test(ma5$residuals)
shapiro.test(ma20$residuals)
shapiro.test(ar$residuals)
# Grafico de probabilidades normais
par(mfrow=c(1,3))
qqnorm(ma5$residuals)
qqline(ma5$residuals)
qqnorm(ma20$residuals)
qqline(ma20$residuals)
qqnorm(ar$residuals)
qqline(ar$residuals)
dev.off()
# Predições
par(mfrow=c(3,1))
library(forecast, quietly = T)
length(x)
length(xt)
plot(forecast(ma5, h=20))
lines(xt)
plot(forecast(ma20, h=20))
lines(xt)
plot(forecast(ar, h=20))
lines(xt)
dev.off()

```